

## PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 10-289320

(43)Date of publication of application : 27.10.1998

(51)Int.Cl.

G06T 7/00

G06K 9/62

(21)Application number : 10-027940

(71)Applicant : FUJITSU LTD

(22)Date of filing : 10.02.1998

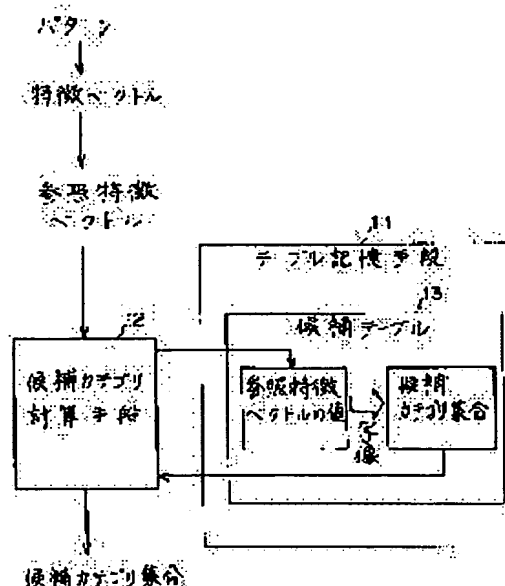
(72)Inventor : FUJIMOTO KATSUTO  
KAMATA HIROSHI

(30)Priority

Priority number : 09 27521 Priority date : 12.02.1997 Priority country : JP

## (54) PATTERN RECOGNITION DEVICE AND METHOD FOR SORTING BY MEANS OF CANDIDATE TABLE

(57)Abstract:

**PROBLEM TO BE SOLVED:** To increase the calculating speed of a candidate category for recognition of a pattern.**SOLUTION:** A candidate table 13 contained in a table storage means 11 holds a mapping that uses the value of reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern as its input and uses a candidate category set as its output respectively. A candidate category calculation means 12 calculates the candidate category set corresponding to the value of the given reference feature vector based on the mapping of the table 13 and outputs the calculated category set.

## LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

09.03.2004

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]

[Date of final disposal for application]

[Patent number]

[Date of registration]

[Number of appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of requesting appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998,2003 Japan Patent Office

## \* NOTICES \*

JPO and NCIP are not responsible for any damages caused by the use of this translation.

- 1.This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.
- 2.\*\*\*\* shows the word which can not be translated.
- 3.In the drawings, any words are not translated.

## CLAIMS

## [Claim(s)]

[Claim 1] The pattern-recognition equipment carry out having a candidate category count means asks for a table storage means memorize the candidate table which described information required in order to form the map which considers the value of the reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern as an input, and considers a candidate category set as an output, and the candidate category set corresponding to the value of the reference feature vector given using said candidate table, and output the obtained candidate category set as the description.

[Claim 2] Pattern recognition equipment according to claim 1 characterized by having further a reference feature-vector count means to calculate said reference feature vector from the feature vector of said pattern.

[Claim 3] Said reference feature-vector count means is pattern recognition equipment according to claim 2 characterized by outputting one or more partial feature vectors of the feature vector of said pattern as one or more reference feature vectors.

[Claim 4] Said table storage means uses as the reference description division element each subset which divides or more into two the reference feature space which consists of the set of the value of said reference feature vector, and is obtained. This reference description division element and said candidate table including the information on the group of a candidate category set are held. Said candidate category count means Pattern recognition equipment according to claim 1 characterized by asking for the reference description division element including the value of said given reference feature vector, and asking for the candidate category set corresponding to the obtained reference description division element using said candidate table.

[Claim 5] Said table storage means is pattern recognition equipment according to claim 4 characterized by holding the information on said reference description division element which divides said reference feature space in the shape of a grid, and is obtained.

[Claim 6] Pattern recognition equipment according to claim 4 characterized by said table storage means holding the candidate table which presumed the projection range when projecting the set of the feature vector corresponding to each category to said reference feature space, and was created using the obtained estimate.

[Claim 7] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 characterized by creating the category corresponding to this estimate as an element of the candidate category set corresponding to this reference description division element when the intersection of said reference description division element and said estimate exists.

[Claim 8] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 which is calculating the minimum value and maximum of a value of a 1-dimensional reference feature vector as estimate of the projection to the 1-dimensional reference feature space corresponding to each category, and is characterized by being created.

[Claim 9] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 characterized by being created based on said estimate calculated using linear programming.

[Claim 10] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 characterized by being created based on said estimate calculated using nonlinear programming.

[Claim 11] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 characterized by being created based on said estimate calculated using distribution of the value of the reference feature vector obtained from the pattern set for study.

[Claim 12] Said candidate table is pattern recognition equipment according to claim 6 characterized by being created based on said estimate which projects the BORONOI division element of the feature space based on the representation feature vector of each category registered into the dictionary to said reference feature space, and is obtained.

[Claim 13] Pattern recognition equipment according to claim 1 characterized by having further a feature-extraction means to generate the feature vector of said pattern from an input configuration.

[Claim 14] Pattern-recognition equipment according to claim 1 characterized by to have further a dictionary storage means memorize the specific-classification dictionary which registered the representation feature vector of each category, and a specific-classification means ask for the representation feature vector of each candidate category contained in said candidate category set using said specific classification dictionary, find the distance of the representation feature vector of this candidate category, and the feature vector of said pattern, and output the candidate category of a predetermined number to order with this small distance.

[Claim 15] It is pattern-recognition equipment given in claim 1 term which performs conversion beforehand decided

to be the feature vector of said pattern, is further equipped with a description compression means generate a compression feature vector smaller than that of a number of dimension, and is characterized by for said candidate category count means to ask for said candidate category set using the value of said reference feature vector calculated from the value of the given compression feature vector.

[Claim 16] Said candidate category count means is pattern recognition equipment according to claim 15 characterized by using the partial feature vector of said compression feature vector as said reference feature vector.

[Claim 17] A dictionary storage means to memorize the compression description dictionary which registered the compression feature vector of each category. It asks for the compression feature vector of each candidate category contained in said candidate category set using said compression description dictionary. Pattern recognition equipment according to claim 15 characterized by having further an Oita means to find the distance of the compression feature vector of this candidate category, and the compression feature vector outputted from said description compression means, and to output the candidate category of a predetermined number to order with this small distance.

[Claim 18] Said Oita means is pattern recognition equipment according to claim 17 characterized by using one of Euclidean distance, city block distance, the Mahalanobis distance, false Mahalanobis distance, a BEIZU discriminant function, and false BEIZU discriminant functions as a definition of said distance.

[Claim 19] Pattern-recognition equipment according to claim 17 characterized by to have further a dictionary storage means memorize the specific-classification dictionary which registered the representation feature vector of each category, and a specific-classification means ask for the representation feature vector of each candidate category outputted by said Oita means using said specific-classification dictionary, find the distance of the representation feature vector of this candidate category, and the feature vector of said pattern, and output the candidate category of a predetermined number to order with this small distance.

[Claim 20] Said specific classification means is pattern recognition equipment according to claim 19 characterized by using one of Euclidean distance, city block distance, the Mahalanobis distance, false Mahalanobis distance, a BEIZU discriminant function, and false BEIZU discriminant functions as a definition of said distance.

[Claim 21] Said description compression means is pattern recognition equipment according to claim 15 characterized by generating said compression feature vector using linear transformation.

[Claim 22] Said description compression means is pattern recognition equipment according to claim 21 characterized by asking for said linear transformation by the principal component analysis of a feature space.

[Claim 23] Said description compression means is pattern recognition equipment according to claim 21 characterized by asking for said linear transformation by the canonical discriminant analysis of a feature space.

[Claim 24] Said pattern is an alphabetic character, human being's face, a three-dimension body, and pattern recognition equipment according to claim 1 characterized by corresponding to at least one information among two-dimensional graphic forms.

[Claim 25] Two or more table storage means to memorize the candidate table which described information required in order to form the map which considers the value of the reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern as an input, and considers a candidate category set as an output, respectively. It is prepared corresponding to each of two or more of said table storage means, and said candidate table is used. Two or more candidate category count means to ask for the candidate category set corresponding to the value of the given reference feature vector, and to output the obtained candidate category set, respectively. Pattern recognition equipment characterized by having a category narrowing-down means to narrow down and output two or more candidate category sets outputted from said two or more candidate category count means.

[Claim 26] Said category narrowing-down means is pattern recognition equipment according to claim 25 characterized by calculating the AND of two or more candidate category sets, and narrowing down these two or more candidate category sets.

[Claim 27] Pattern recognition equipment characterized by having a candidate category count means to ask for a storage means to memorize the correspondence relation between the characteristic quantity data showing the description of a pattern, and a candidate category set, and the candidate category set corresponding to the characteristic quantity data given using said correspondence relation, and to output the obtained candidate category set.

[Claim 28] Are the record medium which recorded the program for a computer, and the value of the reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern is considered as an input. The function to ask for the candidate category set corresponding to the value of the given reference feature vector using the candidate table which described information required in order to form the map which considers a candidate category set as an output. The record medium which recorded the program for making said computer realize the function which outputs the obtained candidate category set and in which computer reading is possible.

[Claim 29] The record medium which recorded the program for making said computer realize the function ask for the candidate category set corresponding to the given characteristic-quantity data, and the function which outputs the obtained candidate category set using the correspondence relation between the characteristic-quantity data which are the record medium which recorded the program for a computer, and express the description of a pattern, and a candidate category set and in which computer reading is possible.

[Claim 30] The pattern recognition approach characterized by asking for the candidate category set corresponding to the value of the given reference feature vector, and outputting the obtained candidate category set using the candidate table which described information required in order to form the map which considers the value of the

reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern as an input, and considers a candidate category set as an output.

[Claim 31] The pattern recognition approach characterized by asking for the candidate category set corresponding to the given characteristic quantity data, and outputting the obtained candidate category set using the correspondence relation between the characteristic quantity data showing the description of a pattern, and a candidate category set.

---

[Translation done.]

\* NOTICES \*

JPO and NCIP I are not responsible for any damages caused by the use of this translation.

- 1.This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.
- 2.\*\*\*\* shows the word which can not be translated.
- 3.In the drawings, any words are not translated.

---

DETAILED DESCRIPTION

---

[Detailed Description of the Invention]

[0001]

[Field of the Invention] This invention relates to pattern recognition and relates to the pattern recognition equipment which presumes the category to which an input configuration or its feature vector belongs, and recognizes a pattern, and its approach.

[0002]

[Description of the Prior Art] In recent years, the document recognition equipment which a document is electronically filed for the increase in efficiency of the workflow in office, and the system coded if needed is being developed, therefore recognizes a FAX document etc. is called for strongly. Especially the character reader is indispensable because of coding of character string information, and for the utilization and far-reaching spread, it becomes important more to presume an alphabetic character category at a high speed, with a high recognition precision maintained.

[0003] Moreover, the recognition technique of human being's face is becoming important as a technical element of a teleconference and a security system, and the high speed and the highly precise face recognition technique which can perform identification of human being's face on real time are searched for.

[0004] Moreover, with the spread of computer graphics, CAD (computer aided design), DTP (desk top publishing), etc., the recognition technique of a three-dimension body or a two-dimensional graphic form inputs efficiently into a computer the three-dimension body or two-dimensional graphic form which exists actually, and is becoming important as a means for reusing. Therefore, the recognition technique of a high speed and a highly precise body, or a graphic form turns into a technique practically indispensable for these systems.

[0005] Thus, a high speed and highly precise pattern recognition have played the important role as a technical element when building various kinds of practical pattern recognition equipments. Here, the vocabulary which may set to pattern recognition and is used is defined briefly.

[0006] The thing of the set from which a pattern, and a call and all patterns make the thing for recognition is called a pattern space. The number of the elements of a feature vector, and a call and a feature vector is called the dimension of a feature vector for the group of one or more characteristic quantity obtained by carrying out the feature extraction of the pattern.

[0007] The thing of the set from which the value of a feature vector, and a call and the value of all feature vectors make the group of the value of each element of a feature vector is called a feature space. The dimension of a feature space is equal to the dimension of the feature vector which is the element of a feature space.

[0008] The group of the value of each element of a partial feature vector, and a call and a partial feature vector is called the value of a partial feature vector for the subset of the element of a feature vector. The thing of the set which the value of all partial feature vectors makes is called a partial feature space. The dimension of a partial feature space is equal to the dimension of the partial feature vector which is the element of a partial feature space.

[0009] The set of the pattern or feature vector it can be considered that is the same class is called a category. The set of the feature vector which can consider that the sets of the pattern it can be considered especially that is the same class are a category pattern set and the same class is called the category description set.

[0010] It calls it pattern recognition to determine to which category (a category pattern set or the category description set) the inputted pattern or \*\*\*\*\* KUTORU belongs. When the pattern or feature vector inputted especially is presumed to belong to a certain category in a category set, the category set is called a candidate category set.

[0011] Before, there is the approach of shortening the processing time sharply by performing the description compression and reducing greatly the number of dimension of the feature vector used for the distance count at the time of collating as the high-speed pattern recognition approach. Drawing 23 is the block diagram of the pattern recognition equipment using the high-speed classification by such description compression.

[0012] In the pattern recognition equipment of drawing 23, the feature-extraction section 1 extracts a feature vector from an input configuration, the description compression zone 2 performs line type conversion of a feature vector, and it asks for the lower compression feature vector of a number of dimension. The compression feature vector corresponding to each category is held, and the kind section 3 asks the compression description dictionary 4 for the distance of the compression feature vector for which the description compression zone 2 asked, and each compression feature vector in the compression description dictionary 4 very much. And a category is rearranged into order with a small distance, and the train of a number of categories specified from the thing of the minimum

distance is outputted as a candidate category set.

[0013]

[Problem(s) to be Solved by the Invention] However, there are the following problems in the conventional pattern recognition. In the pattern recognition using the high-speed classification by the description compression, when compressing a feature vector and changing into the low compression feature vector of a dimension more, informational lack occurs. For this reason, the category containing a compression feature vector with a small distance with the compression feature vector of an input configuration does not necessarily restrict that the former is included, and a right candidate category set may not be obtained, therefore — low — to a quality input configuration, recognition precision falls sharply and there is a problem that recognition precision falls a little, also to a quality input configuration.

[0014] The technical problem of this invention is offering the pattern recognition equipment which can accelerate calculation of a candidate category set, and its approach, suppressing the fall of recognition precision.

[0015]

[Means for Solving the Problem] Drawing 1 is the principle Fig. of the pattern recognition equipment of this invention. The pattern recognition equipment of drawing 1 is equipped with the table storage means 11 and the candidate category count means 12.

[0016] The table storage means 11 memorizes the candidate table 13 which described information required in order to form the map which considers the value of the reference feature vector calculated from the feature vector of a pattern as an input, and considers a candidate category set as an output.

[0017] Using the candidate table 13, the candidate category count means 12 asks for the candidate category set corresponding to the value of the given reference feature vector, and outputs the obtained candidate category set.

[0018] A reference feature vector is a feature vector which the candidate category count means 12 refers to, and the thing of the set of the dimension of a reference feature vector and the value of a call and a reference feature vector by the number of the elements of a reference feature vector is called a reference feature space. The dimension of a reference feature space is equal to the dimension of the reference feature vector which is the element of a reference feature space. For example, the partial feature vector which consists of some elements of a feature vector is used as a reference feature vector.

[0019] The candidate table 13 holds the map information showing each value of a reference feature vector, and the correspondence relation of a candidate category set. Therefore, if this candidate table 13 is referred to, it can ask for the candidate category set corresponding to the value of a specific reference feature vector immediately. When the value of a reference feature vector is able to be given, the candidate category count means 12 inputs the value into the map of the candidate table 13, asks for a corresponding candidate category set, and outputs it.

[0020] in such pattern recognition equipment, without performing distance count between complicated feature vectors, a candidate category set can be outputted only by actuation of easy table length, and pattern recognition processing is markedly alike and is accelerated. Moreover, it is possible to maintain a recognition precision comparable as the case where this invention is not used, by setting up the map of the candidate table 13 appropriately.

[0021] For example, the table storage means 11 of drawing 1 corresponds to the memory 32 of drawing 4 mentioned later, and the candidate category count means 12 corresponds to CPU (central processing unit)31 and memory 32.

[0022]

[Embodiment of the Invention] Hereafter, the gestalt of operation of this invention is explained to a detail, referring to a drawing. In this invention, the candidate category count section which outputs a candidate category set is prepared, without performing distance count between feature vectors by referring to the candidate table prepared beforehand. Information required for a candidate table since the map which considers the value of a certain reference feature vector calculated from a feature vector as an input, and considers a certain candidate category set as an output is constituted is described.

[0023] Based on the value of the inputted reference feature vector, the candidate category count section asks for a candidate category set from a candidate table, and outputs it, maintaining a precision almost comparable as the case where the high-speed classification technique of this invention is not used, if the thing suitable, as the value of a reference feature vector and a map of a category set for a candidate table is held, it can be markedly alike and a high-speed classification can be realized.

[0024] Drawing 2 shows the example of the record of a candidate table. The reference description division element x of drawing 2 expresses the range of the specific value of a reference feature vector, or a value, and corresponds to the specific point or specific field in a reference feature space. When the value of the reference feature vector given to the candidate category count section is included in the reference description division element x, a corresponding candidate category set (B, C, G, H, K) is outputted as a classification result.

[0025] Drawing 3 shows the relation between a category and a reference feature space. In the creation time of a candidate table, the reference feature space 22 is divided into two or more reference description division elements in accordance with suitable criteria, and the projection (the reference description projection) from each categories A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, and M corresponding to a feature space 21 to the reference feature space 22 is presumed. And for example, to each reference description division element, it asks for the intersection of the field and reference description projection of each category, and the set of the category in which an intersection exists is considered as a corresponding candidate category set.

[0026] Here, since the projection of Categories B, C, G, H, and K has the reference description division element x

and an intersection, the set (B, C, G, H, K) which makes these an element turns into a candidate category set corresponding to the reference description division element x, as shown in drawing 2. The candidate category set corresponding to other reference description division elements y is called for similarly.

[0027] Thus, the category in which the reference description projection has the reference description division element and an intersection is used as the element of a candidate category set, and the group of the reference description division element and a candidate category set is held as a candidate table. And the candidate category count section asks for the reference description division element including the value of the given reference feature vector, and asks for the candidate category set which corresponds using a candidate table. Thereby, a high-speed classification can be realized, without reducing precision.

[0028] Drawing 4 is the block diagram of the information processor (computer) used for such pattern recognition equipment. The information processor of drawing 4 is equipped with CPU (central processing unit) 31, memory 32, an input unit 33, an output unit 34, external storage 35, the medium driving gear 36, network connection equipment 37, and photo-electric-conversion equipment 38, and each of those equipments of each other are combined by bus 39.

[0029] CPU31 realizes processing of pattern recognition equipment using the program and candidate table which were stored in memory 32. The program and data which are used for processing are stored in memory 32. This memory 32 contains ROM (read only memory), RAM (random access memory), etc.

[0030] An input device 33 is equivalent to a keyboard, a pointing device, etc., and is used for the input of the demand from a user, or directions. Moreover, an output unit 34 is equivalent to a display, a printer, etc., and is used for outputs, such as an inquiry to a user, and a processing result.

[0031] External storage 35 is a magnetic disk drive, an optical disk unit, optical-magnetic disc equipment, etc. An above-mentioned program and data are saved at this external storage 35, and it can be used if needed, being able to load them to memory 32. Moreover, external storage 35 is used also as a database which saves a pattern, a feature vector, a candidate table, etc.

[0032] The medium driving gear 36 drives the portable record medium 40, and can access the contents of storage. As a portable record medium 40, a memory card, a floppy disk, CD-ROM (compact disk read only memory), an optical disk, a magneto-optic disk, etc. can use the record medium which arbitration can computer read. An above-mentioned program and data are stored in this portable record medium 40, and it can be used if needed, being able to load them to memory 32.

[0033] Network connection equipment 37 is connected to the communication network of arbitration, such as LAN (local area network), and data conversion accompanying a communication link etc. is performed. Pattern recognition equipment communicates with an external information provider's equipment 40' (database etc.) through network connection equipment 37. Thereby, an above-mentioned program and data can be used for memory 32 for reception and them through a network if needed from equipment 40', loading. Photo-electric-conversion equipment 38 is an image scanner, and is used for the input of the pattern used as a processing object.

[0034] Next, the example of a reference feature vector and a candidate table and the functional configuration of pattern recognition equipment are explained, referring to from drawing 5 to drawing 14. Drawing 5 shows the structure of the candidate table used with this operation gestalt. The group of two or more reference description division elements and a candidate category set is stored in the candidate table of drawing 5, and it is used for the classification of a reference feature vector.

[0035] Drawing 6 is the block diagram of the 1st pattern recognition equipment which has the candidate table which performs a high-speed classification using the partial feature vector of the inputted feature vector. The pattern recognition equipment of drawing 6 is equipped with the value of the reference feature vector calculated from a feature vector, the candidate table 41 holding the group of a category set, and the candidate category count section 42.

[0036] The candidate category count section 42 asks for a candidate category set using the value and the candidate table 41 of the reference feature vector by making a partial feature vector with the inputted feature vector into a reference feature vector, and outputs it.

[0037] Here, the feature space which a feature vector accomplishes is K category description sets (category) C1 which do not cross mutually, and C2, ..., CK. Suppose that it is covered. At this time, it is CSET about the set of all category description sets. When it carries out, it is CSET = (C1, and {C2, ..., CK}).

It can write. Moreover, when the number of dimension of a feature space is set to N, the element is used for feature-vector f, and it is  $f = (f_1, \text{and } f_2, \dots, f_N)$ .

It can write. At this time, the candidate category count section 42 is category  $CIN \times CSET$  to which the input feature vector  $f_{IN}$  belongs. The candidate category set CCAND to include is presumed and it is outputted. As a reference feature vector, the partial feature vector of the arbitration of a feature vector can be used.

[0038] For example, when two-dimensional partial feature-vector  $g = (f_1 \text{ and } f_2)$  is made into a reference feature vector, the candidate table 41 is constituted by the value of a two-dimensional partial feature vector, and the group of a candidate category set. And all the values that a two-dimensional partial feature vector can take are registered into a candidate table. Here, when each element of feature-vector f shall take either of three kinds of values 0, 1, and 2, respectively, the candidate table 41 is as follows.

```
((0,0),C(0))
((0,1),C(0))
((0,2),C(0))
((1,0),C(1))
```



((1,1),C(1))  
 ((1,2),C(1))  
 ((2,0),C(2))  
 ((2,1),C(2))  
 ((2,2),C(2))

Here, it is  $C(p)$  \*\*CSET. It is the candidate category set corresponding to the value ( $p=0, 1, 2$ ;  $q=0, 1, 2$ ) ( $p, q$ ) of a reference feature vector. In this case, the point ( $p, q$ ) in a reference feature space serves as the reference description division element.

[0039] The candidate category count section 42 calculates the value ( $p, q$ ) of a two-dimensional reference feature vector from the inputted feature vector, and it asks for the group which has ( $p, q$ ) in a left element out of the candidate table 41, and is the candidate category set  $C$  of the right element ( $p$ ). It outputs.

[0040] If such pattern recognition equipment is used, a high speed can be asked for a candidate category set with table length, without performing distance count. Moreover, if the candidate category set currently held on the candidate table 41 is appropriate respectively, highly precise and the pattern recognition equipment which performs pattern recognition at a high speed are realizable.

[0041] Drawing 7 is the block diagram of the 2nd pattern recognition equipment which asks for a feature vector from the inputted pattern, and performs the high-speed classification using a candidate table by making the partial feature vector of a feature vector into a reference feature vector.

[0042] The pattern recognition equipment of drawing 7 is equipped with the feature-extraction section 51 which extracts a feature vector from the inputted character pattern, the candidate category count section 52, and the candidate table 53. The candidate table 53 is created for example, using the character-pattern set for study.

[0043] The feature space which the feature vector which  $K$  categories of a character pattern shall have and corresponds accomplishes here is  $K$  category description sets  $C1$  which do not cross mutually, and  $C2, \dots, CK$ .

Suppose that it is covered. At this time, it is the set CSET of all category description sets.  $CSET = (C1, \text{ and } \{C2, \dots, CK\})$

It can write. The candidate category count section 52 is category  $CIN$ \*\*CSET to which the input-statement character pattern PIN belongs. The candidate category set CCAND to include is presumed and it is outputted.

[0044] First, the feature-extraction processing by the feature-extraction section 51 is explained. There is direction stroke characteristic quantity as characteristic quantity well used for the feature extraction from the character pattern. This divides a character pattern in the shape of [ two-dimensional ] a grid, counts the number of the profile direction components of the character pattern in each grid, and makes it characteristic quantity.

[0045] For example, when the grid beside [ 7 ] vertical  $7 \times$  is used, the number of grid becomes a total of 49 pieces. If the profile direction component is roughly made into the four directions of width, length, right slant, and left slant,  $49 \times 4 = 196$  piece characteristic quantity can be obtained. By this, a 196-dimensional feature vector will be extracted from the inputted character pattern.

[0046] Generally, when the number of dimension of a feature space is set to  $N$ , the element is used for feature-vector  $f$ , and it is  $f = (f1, \text{ and } f2, \dots, fN)$ .

It can write. The value of each element of feature-vector  $f$  supports the number of the pixels which have a specific direction component among the profile pixels contained in a specific grid, for example, is expressed with zero or more integral values.

[0047] Furthermore, one element  $f1$  of a feature vector If it is referred to as 1-dimensional reference feature-vector  $r$  and the range of the value which a reference feature vector can take is made into  $A \leq r < B$ , section  $[A$  and  $B]$  will become a reference feature space.

[0048] As a reference description division element used as the element of a candidate table, what divided reference feature-space  $[A$  and  $B]$  in the shape of a grid will be used. in this case — since a reference feature space is one dimension — section —  $A$  and  $B$  —  $A = s_{-1} < \dots < s_0 < \dots < s_1 < \dots < s_2 < \dots < \dots$  if it divides into  $L+1$  section  $R_i = [s_{i-1} \text{ and } s_i]$  ( $i = 0, 1, \dots, L$ ) like  $s_L = B$ , each section  $R_i$  will serve as the reference description division element. What is necessary is just to consider as  $A = -\text{infinity}$  and  $B = +\text{infinity}$ , when defining a reference feature space as infinity space.

[0049] For example, in the case of the 1-dimensional reference feature space 55 shown in drawing 8 As  $L = 6$ ,  $R_0 = (-\text{infinity} \text{ and } s_0)$ ,  $R_1 = [s_0, \text{ and } s_1]$ . It is divided into seven reference description division elements of  $R_2 = [s_1, s_2]$ ,  $R_3 = [s_2, s_3]$ ,  $R_4 = [s_3, s_4]$ ,  $R_5 = [s_4, s_5]$ ,  $R_6 = [s_5, \text{ and } +\text{infinity}]$ .

[0050] Each reference description division element  $R_i$  The receiving candidate category set is called for by presuming the reference description projection over each alphabetic character category of the character-pattern set for study. And the candidate table 53 is created using those candidate category sets.

[0051] However, only sufficient number shall contain the character pattern to which the character-pattern set for study belongs to each alphabetic character category. Specific alphabetic character category  $C_k$  Receiving presumption of the reference description projection is performed as follows.

[0052] First, the character-pattern set for study to alphabetic character category  $C_k$  The character pattern which belongs is taken out, and the feature extraction of each character pattern is carried out, and it asks for a corresponding feature vector. Next, set  $F_k$  of the 1st element  $f1$  of the set of the obtained feature vector to each feature vector It is Set  $F_k$  if it asks. Alphabetic character category  $C_k$  The distribution which approximates the reference description projection is formed. This set  $F_k$  The minimum value  $MINK$  of an element Maximum  $MAX_k$  It asks, the further specific margin  $M$  is taken into consideration, and it is the alphabetic character category  $C_k$ .

Estimate  $Q_k$  of the reference description projection  $Q_k = [MIN_k - M, MAX_k + M]$

\*\* — it can consider as a closed interval [ like ].

[0053] the reference description division element  $R_i$  for which it asked as mentioned above Each alphabetic character category  $C_k$  The receiving reference description projection  $Q_k$  from — each reference description division element  $R_i$  Candidate category set  $D_i$  which should be made into a group It asks.

[0054] here — a certain reference description division element  $R_i$  The reference description projection  $Q_k$  Alphabetic character category [ like ]  $C_k$  with an intersection (a product set is not empty class) a set — the reference description division element  $R_i$  Receiving candidate category set  $D_i$  \*\* — it will carry out. Thereby, it is the candidate category set  $D_i$ . The reference description division element  $R_i$  It becomes what enumerated the alphabetic character categories to which a character pattern with the value of the reference feature vector which belongs may belong.

[0055] Therefore, candidate category set  $D_i$  containing the alphabetic character category which is enough in order to maintain recognition precision It is obtained and the candidate table 53 is the reference description division element  $R_i$ . Candidate category set  $D_i$  It is constituted by the group.

[0056] It sets to the feature space 54 of drawing 8, and the projection of Categories B, C, G, H, and K is the reference description division element  $R_3$ . The set (B, C, G, H, K) which makes these an element since it has an intersection is the reference description division element  $R_3$ . It becomes a corresponding candidate category set. The candidate category set corresponding to other reference description division elements is called for similarly, and the candidate table 53 comes to be shown in drawing 9.

[0057] The candidate category count section 52 is the reference description division element  $R_i$  with which this is made into the value of a reference feature vector, and this value  $r$  belongs first when the value of the 1st inputted element of a feature vector is  $r$ . It asks. Here, it is the reference description division element  $R_i$ . Since it is the 1-dimensional section, it is easy to judge to which section a value  $r$  belongs. Next, the candidate table 53 is used and it is the reference description division element  $R_i$ . It asks for the corresponding candidate category  $D_i$ , and this is outputted as a character recognition result. It is expectable that the alphabetic character category to which an input-statement character pattern belongs belongs in the outputted candidate category set.

[0058] If such pattern recognition equipment is used, it can ask without reducing precision with table length very at high speed [ without performing distance count / an input-statement character pattern / category / a group, then / which can be presumed / candidate ].

[0059] Drawing 10 is the block diagram of the 3rd pattern recognition equipment which asks for a feature vector from the inputted character pattern, and performs the detailed high-speed classification using a candidate table by making the partial feature vector of a feature vector into a reference feature vector.

[0060] The pattern recognition equipment of drawing 10 is equipped with the dictionary 65 for the feature-extraction section 61, the candidate category count section 62, the specific classification section 63, the candidate table 64, and specific classification. The feature-extraction section 61 extracts a feature vector from the inputted character pattern.

[0061] The BORONOI (1outside) division which the representation feature vector to each alphabetic character category registered into the dictionary 65 makes here in order to create the candidate table 64 is used, and it is [0062].

[External Character 1]

Voronoi

[0063] \*\*. BORONOI division is a kind of the field defined based on the distance from those points when two or more points are given into the space of arbitration, and it is also called a BORONOI field.

[0064] the set CSET of the category description set, feature-vector  $f$ , a reference feature space, and the reference description division element  $R_i$  etc. — about the contents of a notation and feature-extraction processing, it is the same as that of the case of the 2nd pattern recognition equipment. The candidate category count section 62 is category  $CIN \rightarrow CSET$  to which the input-statement character pattern  $PIN$  belongs. The candidate category set  $CCAND$  to include is presumed and it is outputted.

[0065] The specific classification section 63 performs distance count using a dictionary 65 by considering the candidate category which the candidate category count section 62 outputted as an input. The dictionary 65 holds the representation feature vector to each alphabetic character category, and the specific classification section 63 asks for a representation feature vector [ as / whose distance from the feature vector corresponding to an input-statement character pattern is min ], and outputs the alphabetic character category corresponding to it as a presumed alphabetic character category.

[0066] Here, it is each alphabetic character category  $C_k$ . Estimate  $Q_k$  of the receiving reference description projection Each alphabetic character category  $C_j$  which does not ask using the character-pattern set for study, but is registered into the dictionary 65 for specific classification Receiving representation feature vector  $E_j$  BORONOI division  $V_k$  obtained from a set It uses and asks.

[0067] Here, it is the alphabetic character category  $C_k$ . Receiving BORONOI division  $V_k$  When the distance of feature-vector  $f$  of arbitration and all the representation feature vectors registered into the dictionary 65 is found in a feature space, it is the alphabetic character category  $C_k$ . Receiving representation feature vector  $E_k$  It is the thing of a set of feature-vector  $f$  from which distance serves as min. If the specific classification based on distance count divides a feature space, it is known that BORONOI division will be obtained.

[0068] For example, it sets to a two-dimensional feature space, and is a category  $C_1, C_2, C_3, C_4$ , and  $C_5$  and  $C_6$ .

The receiving representation feature vector  $E_1, E_2, E_3, E_4, E_5$ , and  $E_6$  When given, The corresponding BORONOI division  $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5$ , and  $V_6$  It comes to be shown in drawing 11. drawing 11 — setting — BORONOI division  $V_3$  BORONOI division  $V_5$  feature-vector  $f$  on a boundary ( $f_1$  and  $f_2$ ) — representation feature vector  $E_3, E_5$  from — it is in an equidistant location. The same is said of the point on other boundaries.

[0069] When BORONOI division generally becomes the super-convex polyhedron surrounded in the hyperplane in a feature space in the feature space of  $N$  dimension when Euclidean distance is used, and street division distance (city block distance) is used, BORONOI division serves as a super-polyhedron. moreover, when a nonlinear distance like the Mahalanobis (Mahalanobis) distance was used, BORONOI division was surrounded in hypersurface — an owner — it becomes a \*\*\*\* subset.

[0070] Here, the hypersurface of  $N$  dimension space means an  $N-1$ -dimensional curved surface, and a hyperplane means that case of being special. About a definition and semantics of distance with various city block distance etc., it will mention later. One element  $f_1$  of feature-vector  $f$  If it is a reference feature vector, it is the BORONOI division  $V_k$  into a reference feature space. Estimate  $Q_k$  of the reference description projection BORONOI division  $V_k$  Element  $f_1$  of feature-vector  $f$  which belongs It is given as range of a value. When distance is Euclidean distance, it is the BORONOI division  $V_k$  by the linear programming. The minimum value and maximum of a reference feature vector can be calculated, and it is the estimate  $Q_k$  of those values to the reference description projection. It is obtained.

[0071] moreover — if the 1-dimensional reference feature vector is used also in the case of more general distance — nonlinear programming — BORONOI division  $V_k$  from — estimate  $Q_k$  of the reference description projection It can ask. About the presumed approach of the reference description projection by the linear programming and nonlinear programming, it will mention later.

[0072] The reference description division element  $R_i$  for which it asked as mentioned above Each alphabetic character category  $C_k$  The receiving reference description projection  $Q_k$  It uses and is each reference description division element  $R_i$ . Candidate category set  $D_i$  which should be made a group It asks.

[0073] For example, it is the reference description division element  $R_i$  like the case of the 2nd pattern recognition equipment. The reference description projection  $Q_k$  Alphabetic character category  $C_k$  which has an intersection Candidate category set  $D_i$  of as opposed to the reference description division element  $R_i$  for a set Then, it is good. Thereby, it is the candidate category set  $D_i$ . The reference description division element  $R_i$  It becomes what enumerated the alphabetic character categories to which a character pattern with the value of the reference feature vector which belongs may belong.

[0074] Drawing 12 shows BORONOI division of a category, and the relation of a two-dimensional reference feature space. In the feature space 71 of drawing 12, the projection field of each BORONOI division in the reference feature space 72 is obtained by projecting the BORONOI division A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, and M to each category to the reference feature space 72. This field serves as estimate of the reference description projection.

[0075] And to each reference description division element, it asks for the intersection of the field and reference description projection of each category, and the set of the category in which an intersection exists is considered as a corresponding candidate category set.

[0076] Here, since the projection of Categories B, C, G, H, and K has the reference description division element  $x$  and an intersection, the set (B, C, G, H, K) which makes these an element turns into a candidate category set corresponding to the reference description division element  $x$  like the record of drawing 2. The candidate category set corresponding to other reference description division elements  $y$  is called for similarly.

[0077] The candidate table 64 is the reference description division element  $R_i$ . Candidate category set  $D_i$  Constituted by the group, the candidate category count section 62 asks for a candidate category set from the inputted feature vector like the case of the 2nd pattern recognition equipment using the candidate table 64, and passes it to the specific classification section 63.

[0078] The specific classification section 63 takes out the representation feature vector of each alphabetic character category belonging to the candidate category set narrowed down by the candidate category count section 62 with reference to a dictionary 65. And distance with the feature vector to the character pattern inputted as each of those representation feature vectors is calculated, and an alphabetic character category from which distance serves as min is outputted as a presumed alphabetic character category.

[0079] Thus, the reference description projection of the BORONOI division to each alphabetic character category used by specific classification can be searched for, and it can ask for the candidate category set which consists of the need and sufficient alphabetic character category for specific classification by making the alphabetic character category corresponding to the reference description projection with the reference description division element and an intersection into a candidate category.

[0080] Thereby, guaranteeing the precision of specific classification for a group, then the candidate category which can be presumed, it can narrow down to a high speed very much with table length, and an input-statement character pattern can reduce the object alphabetic character categories of specific classification sharply. Therefore, highly precise and the pattern recognition equipment which performs pattern recognition at a high speed are realized. Next, in the pattern recognition equipment of drawing 10  $R > 0$ , the case where two elements ( $f_1$  and  $f_2$ ) of feature-vector  $f$  are set to two-dimensional reference feature-vector  $r$  is considered. If the range of the value which each element of reference feature-vector  $r$  can take is made into  $f_1$   $**[A_1, B_1, f_2$   $**[A_2, B_2]$ , rectangle field  $[A_1, B_1] \times [A_2, B_2]$  will serve as a reference feature space.

[0081] As a reference description division element used as the element of the candidate table 64, what divided

reference feature-space  $[A1, B1 \times A2, \text{ and } B-2]$  in the shape of a grid is used. For this reason, as shown below, section  $[A1 \text{ and } B1]$  are divided at the  $L1+1$  piece section, and section  $[A2 \text{ and } B-2]$  are divided at the  $L2+1$  piece section.

$A1 = s-1 \text{ --- } < \text{ --- } s0 \text{ --- } < \text{ --- } s1 \text{ --- } < \text{ --- } s2 \text{ --- } < \text{ --- } \dots < \text{ --- } sL1=B1A2 = t-1 \text{ --- } < \text{ --- } t0 \text{ --- } < \text{ --- } t1 \text{ --- } < \text{ --- } t2 \text{ --- } < \text{ --- } \dots$ , if the  $<L2=B-2$  indexes  $i$  and  $j$  are used The reference description division element  $R(i)$   $R(i) = \text{rectangle } [si-1, si \times [tj-1, \text{ and } tj$

\*\* --- it defines like. here ---  $i = 0, 1, \dots, L1$ , and  $j = 0, 1, \dots, L2$  it is. Thereby, it is the reference description division element  $R(i)$ . It becomes a two-dimensional rectangle field. For example, in the case of the two-dimensional reference feature space 74 shown in drawing 13, it is divided into the  $x(5+1)(3+1) = 24$  piece reference description division element as  $L1 = 5$  and  $L2 = 3$ .

[0082] next, each alphabetic character category  $C_k$  Receiving BORONOI division  $V_k$  all the feature vectors that belong --- taking out --- the range of the value of those reference feature vectors ( $f1$  and  $f2$ ) --- estimate  $Q_k$  of the reference description projection \*\* --- it carries out. And the reference description division element  $R(i)$  The reference description projection  $Q_k$  Alphabetic character category  $C_k$  which has an intersection About a set, it is the reference description division element  $R(i)$ . The receiving candidate category set  $D(i)$  It carries out.

[0083] In this case, the candidate table 64 is the reference description division element  $R(i)$ . Candidate category set  $D(i)$  It is constituted by the group. It is as having mentioned above about processing of the feature-extraction section 61 and the specific classification section 63.

[0084] In the feature space 73 of drawing 13, since the projection of Categories B, C, and K has reference description division element  $X = [s2, s3 \times [t0, t1]$ , and an intersection, the set (B, C, K) which makes these an element turns into a candidate category set corresponding to the reference description division element  $X$ . Moreover, since the projection of Categories G, H, and K has reference description division element  $Y = [s2, s3 \times [t1, t2]$ , and an intersection, the set (G, H, K) which makes these an element turns into a candidate category set corresponding to the reference description division element  $Y$ . Therefore, the candidate table 64 comes to be shown in drawing 14.

[0085] the value of the 1st element of a feature vector into which the candidate category count section 62 was inputted, and the 2nd element --- respectively ---  $r1$  and  $r2$  it is --- a case ---  $r = (r1 \text{ and } r2)$  --- the reference description division element  $R$  of a reference feature vector with which it considers as a value and this value belongs first (i) It asks. The reference description division element  $R(i)$  Since it is a two-dimensional rectangle field, it is easy to judge to which field a value  $r$  belongs. Next, the candidate table 64 is used and it is the reference description division element  $R(i)$ . Corresponding candidate category set  $D(i)$  It asks and it is passed to the specific classification section 63.

[0086] Thus, it is possible for a reference feature space not to be restricted to 1-dimensional space, but to set it as the space of the dimension of arbitration generally. Here, the creation approach of a candidate table in case a reference feature space is more than two-dimensional is packed. Although the following examples are the cases where a reference feature space is two-dimensional, in beyond a three dimension, a candidate table can be created similarly.

[0087] First, a reference feature space is divided in a straight line perpendicular to each axis of coordinates, it divides in the shape of a grid, and the case where each grid (grid) is used as the reference description division element is considered. In this case, the grid which corresponds considering the two-dimensional index of each grid as  $(i, j)$  will be expressed with  $K(i, j)$ . When the projection to the reference feature space of Category C has Grid  $K(i, j)$  and an intersection, let Category C be the element of the candidate category set  $S(i, j)$  to Grid  $K(i, j)$ .

[0088] In this way, each grid  $K$  of a reference feature space  $(i, j)$  and the group of the candidate category set  $S(i, j)$  which were made are expressed using the index  $(i, j)$  of a grid, and the index of each category belonging to a candidate category set, and it holds as a candidate table.

[0089] Next, the case where carry out BORONOI division of the reference feature space using a quantizing point, and each BORONOI field is used as the reference description division element is considered. In this case, each quantizing point will be expressed with  $(xi \text{ and } yi)$ , using as  $i$  the index of the quantizing point of representing each BORONOI field of a reference feature space. The projection to the reference feature space of Category C is the BORONOI field  $Vi$  of a quantizing point  $(xi, yi)$ . When it has an intersection, it is the BORONOI field  $Vi$  about Category C. It considers as the element of receiving candidate category set  $S(i)$ .

[0090] In this way, each BORONOI field  $Vi$  of the made reference feature space About the group of candidate category set  $S(i)$ , it is the BORONOI field  $Vi$ . It expresses using the index of the quantizing point to represent, and the index of each category belonging to a candidate category set, and holds as a candidate table.

[0091] In these examples, there are two approaches mentioned above, for example as an approach of searching for the projection to the reference feature space of a certain category. One is the approach of presuming the reference description projection by projecting the feature vector corresponding to the pattern set for study (training pattern) on a reference feature space, respectively, and another is the approach of presuming the reference description projection based on the BORONOI division using the representation feature vector registered into the dictionary at the time of specific classification.

[0092] Here, the flow of the candidate table creation processing using each of these presumed approaches is explained, referring to from drawing 15 to drawing 19. Drawing 15 is the flow chart of candidate table creation processing in which the training pattern was used. Although the flow chart of drawing 15  $R > 5$  is described about the case of a 1-dimensional reference feature space, it is more the same also about the case of the reference feature space of high order origin.

[0093] reference description division element  $R_i = [s_i - 1 \text{ [ in / first / in pattern recognition equipment / a reference feature space ]}$  when processing is started, and  $s_i \rightarrow i$  — it asks about 0, 1, ..., L (step S1). Next, it asks for estimate  $Q_k = [\text{MIN}_k \text{ and } \text{MAX}_k]$  of the reference description projection to each category  $C_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) using the projection to the reference feature space of a training pattern (step S2).

[0094] Next, each reference description division element  $R_i$  Receiving candidate category set  $D_i$  It asks from estimate  $Q_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) (step S3). And each reference description division element  $R_i$  Candidate category set  $D_i$  A group is stored in a candidate table (step S4), and processing is ended.

[0095] Drawing 16 is the flow chart of presumed processing of the reference description projection in step S2 of drawing 15. If processing is started, pattern recognition equipment asks for reference feature-vector  $r$  to each training pattern belonging to Category  $C_k$  first, and is the set  $F_k$  of those reference feature vectors. It generates (step S11).

[0096] Next, set  $F_k$  The minimum value  $\text{MIN}_k$  of an element Maximum  $\text{MAX}_k$  It asks (step S12) and is estimate  $Q_k$  about a closed interval  $[\text{MIN}_k \text{ and } \text{MAX}_k]$ . It carries out (step S13) and returns to processing of drawing 15. Here, when taking Margin  $M$  into consideration, it is estimate  $Q_k$  about a closed interval  $[\text{MIN}_k - M, \text{MAX}_k + M]$ . Then, it is good.

[0097] Drawing 17 is the flow chart of the candidate category set generation processing in step S3 of drawing 15. If processing is started, pattern recognition equipment is the candidate category set  $D_i$  first. Initial value is made into empty class  $\phi$  (step S21), a control variable  $k$  is set with 1 (step S22), and it is the reference description projection  $Q_k$ . The reference description division element  $R_i$  It asks for a product set  $X$  (step S23).

[0098] Next, it is estimate  $Q_k$ , if a product set  $X$  investigates whether it is empty class (step S24) and it is not empty class. Corresponding category  $C_k$  Candidate category set  $D_i$  In addition (step S25), the value of  $k$  is compared with  $K$  (step S26). If the value of  $k$  is smaller than  $K$ , only 1 will increment  $k$  (step S27) and the processing after step S23 will be repeated.

[0099] It is Category  $C_k$  if a product set  $X$  is empty class in step S24. Candidate category set  $D_i$  Step S26 is processed immediately, without adding. And if the value of  $k$  reaches  $K$  in step S26, it will return to processing of drawing 15. Thereby, it is the reference description division element  $R_i$ . The reference description projection  $Q_k$  Category  $C_k$  which has an intersection It does not leak and is the candidate category set  $D_i$ . It is added. this processing — each reference description division element  $R_i$  \*\*\*\*\* — it is carried out.

[0100] Next, drawing 18 is the flow chart of candidate table creation processing in which BORONOI division was used. Although the flow chart of drawing 18 is described about the case of a 1-dimensional reference feature space, it is more the same also about the case of the reference feature space of high order origin.

[0101] reference description division element  $R_i = [s_i - 1 \text{ [ in / first / in pattern recognition equipment / a reference feature space ]}$  when processing is started, and  $s_i \rightarrow i$  — it asks about 0, 1, ..., L (step S31). Next, based on BORONOI division of a feature space, linear programming is used and it asks for estimate  $Q_k = [\text{MIN}_k \text{ and } \text{MAX}_k]$  of the reference description projection to each category  $C_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) (step S32).

[0102] Next, it is each reference description division element  $R_i$  like candidate category set generation processing of drawing 17. Receiving candidate category set  $D_i$  It asks from estimate  $Q_k$  (step S33). ( $k = 1, \dots, K$ ) And each reference description division element  $R_i$  Candidate category set  $D_i$  A group is stored in a candidate table (step S34), and processing is ended.

[0103] Drawing 19 is the flow chart of presumed processing of the reference description projection in step S32 of drawing 18. category  $C_k$  by which pattern recognition equipment was first registered into the dictionary when processing was started Receiving representation feature vector  $E_k$  Representation feature vector  $E_j$  to the other category  $C_j$  ( $j = 1, \dots, K; j \neq k$ ) from — it asks for the equation of the flat surface (equal distance side) in the equal distance (step S41). However, a feature space shall be  $N$  dimension space.

[0104] When using Euclidean distance as a distance in a feature space, it is the BORONOI division  $V_k$ . It becomes a super-convex polyhedron in a feature space, and it can be said that it is a subset in the feature space surrounded by two or more hyperplanes. Therefore, the hyperplane which is an equal distance side from two representation vectors is described by the linear equation which makes a variable feature-vector  $f = (f_1, \text{ and } f_2, \dots, f_N)$ , respectively.

[0105] Next, the equation of the obtained hyperplane is used and it is Category  $C_k$ . Receiving BORONOI division  $V_k$  It asks for the alliance linearity inequality to fill (step S42). This alliance linearity inequality is described like for example, a degree type.

[0106]

[Equation 1]

$$\begin{cases} A_{11} f_1 + A_{12} f_2 + \dots + A_{1N} f_N \leq B_1 \\ A_{21} f_1 + A_{22} f_2 + \dots + A_{2N} f_N \leq B_2 \\ A_{31} f_1 + A_{32} f_2 + \dots + A_{3N} f_N \leq B_3 \\ \vdots \\ A_{K-1,1} f_1 + A_{K-1,2} f_2 + \dots + A_{K-1,N} f_N \leq B_{K-1} \end{cases}$$

<TXF FR=0003 HE=145 WI=080 LX=0200 LY=0850> [0107] Next, the inner product of feature-vector  $f$  and certain

direction vector  $h = (h_1, \text{ and } h_2, \dots, h_N)$  is set to 1-dimensional reference feature-vector (reference description)  $r$  (step S43). At this time, it is  $r = h_1 f_1 + h_2 f_2 + \dots$ . It is set to  $+h_N f_N$  and the reference description  $r$  is expressed by the linear combination of each element of feature-vector  $f$ .

[0108] Therefore, the reference description projection  $Q_k$  The problem to search for can result in the linear programming problem which calculates the minimum value and maximum of linear combination  $r$  which fills the above-mentioned alliance linearity inequality. This problem can be solved with well-known linear programming.

[0109] Then, it is the minimum value  $\text{MINK}$  of the reference description  $r$  under constraint of the obtained simultaneous inequalities using linear programming. Maximum  $\text{MAX}_k$  It asks (step S44) and is the estimate  $Q_k$  of the reference description projection about a closed interval  $[\text{MINK} \text{ and } \text{MAX}_k]$ . It carries out (step S45) and returns to processing of drawing 18.

[0110] Here, although linear programming shall be used for presumed processing, more generally the minimum value and maximum of the 1-dimensional section can be calculated using nonlinear programming. In this case, it is reference characterized  $[r]$  by the following values acquired from the element of a feature vector by a certain nonlinear function  $R$ .

$r = R(f_1, \text{ and } f_2, \dots, f_N)$

At this time, BORONOI division serves as a subset in the feature space surrounded in the super-convex surface in a feature space. Therefore, alphabetic character category  $C_k$  Receiving BORONOI division  $V_k$  The following alliance nonlinear inequalities can describe.

[0111]

[Equation 2]

$$\begin{cases} S_1(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ S_2(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ S_3(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ \vdots \\ S_{K-1}(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \end{cases}$$

[0112] Therefore, the reference description projection  $Q_k$  The problem to search for can result in the nonlinear programming problem which calculates the minimum value and maximum of the reference description  $r$  which fills the above-mentioned simultaneous inequalities. The numerical calculation technique by the computer of a nonlinear programming problem is widely known as one field of mathematical programming, and can solve this problem using it.

[0113] In the operation gestalt explained above, although one kind of reference feature vector is used in order to ask for a candidate category, it asks for two or more corresponding candidate category sets using two or more reference feature vectors calculated from one feature vector, and the configuration which outputs those ANDs is also considered.

[0114] In this case, two or more candidate tables corresponding to various reference feature vectors are prepared, and the candidate category count section is prepared for every candidate table. Each candidate category count section considers the value of the reference feature vector of a specific class as an input, and outputs a corresponding candidate category set with reference to a corresponding candidate table. Furthermore, the candidate category narrowing-down section which calculates the AND of these candidate category sets is prepared, and a candidate category set is narrowed down gradually and outputted.

[0115] Drawing 20 is the block diagram of the 4th pattern recognition equipment which performs two steps of candidate category count using two kinds of reference feature vectors. The pattern recognition equipment of drawing 20 is equipped with the reference feature-vector count section 81, the candidate tables 82 and 83, the candidate category count sections 84 and 85, and the candidate category narrowing-down section 86.

[0116] The reference feature-vector count section 81 is inputted feature-vector  $[ \text{ of } N \text{ dimension} ] f$  to two reference feature vectors  $r_1$ , and  $r_2$ . It calculates. The candidate category count section 84 of the 1st step is the reference feature vector  $r_1$ . It considers as an input and the candidate category set  $D_1(r_1)$  is outputted using the candidate table 82 held beforehand. Moreover, the candidate category count section 85 of the 2nd step is the reference feature vector  $r_2$ . It considers as an input and the candidate category set  $D_2(r_2)$  is outputted using the candidate table 83 held beforehand.

[0117] The candidate category narrowing-down section 86 calculates those product set  $D_1 \cap D_2$  by considering two candidate category sets  $D_1(r_1)$  and  $D_2(r_2)$  as an input, and outputs it as a final candidate category set.

[0118] the reference feature-vector count section 81 — for example, the 1st element  $f_1$  of feature-vector  $f$  1-dimensional reference feature vector  $r_1$  \*\*\*\*\* — the 2nd element  $f_2$  of feature-vector  $f$  1-dimensional reference feature vector  $r_2$  \*\*\*\*\* — it outputs. It is the range of the value which each reference feature vector can take  $A_1 \leq r_1 \leq B_1$  and  $A_2 \leq r_2 \leq B_2$  If it carries out, the 1st reference feature space, section  $[A_2, \text{ and } B_2]$  will serve as [ section  $[A_1 \text{ and } B_1]$  ] the 2nd reference feature space.

[0119] Here, what divided each reference feature space in the shape of a grid will be used as a reference

description division element used as the element of a candidate table. Since it is one dimension, both reference feature-space  $[A1, B1]$  and  $[A2, B-2]$  are them as follows, respectively L1 piece and L2 It divides at the section of an individual and let each section be the reference description division element.

$A1 = s0 \sim s1 \sim s2 \sim \dots \sim sL1 = B1$   
 $A2 = t0 \sim t1 \sim t2 \sim \dots \sim tL2 = B-2$  — this — reference feature-space — each section  $[si-1]$  of A1 and B1 and  $si$  turn into reference description division element R1i to the reference feature vector  $r1$ . here —  $i = 1, \dots, L1$  it is. Moreover, each section  $[tj-1]$  of reference feature-space  $[A2]$  and B-2 and  $tj$  turn into reference description division element R2j to the reference feature vector  $r2$ . here —  $j = 1, \dots, L2$  it is.

[0120] The candidate category set to each reference description division element R1i or R2j is called for by presuming the reference description projection over each category using the feature-vector set for study. Only sufficient number shall contain the feature vector to which the feature-vector set for study belongs to each category. Specific category Ck The presumed approach of the reference description projection of receiving is as follows.

[0121] First, category Ck belonging to the feature-vector set for study The 1st element  $f1$  of the set of the receiving feature vector to a feature vector It asks for set F1k. This set F1k is Category Ck. The distribution which approximates the 1st reference description projection is formed. The minimum value MIN (F1k) and Maximum MAX (F1k) of an element of this set F1k are calculated, the further specific margin M is taken into consideration, and it is Category Ck. It is estimate Q1k of the 1st reference description projection  $Q1k = [MIN(F1k) - M, MAX(F1k) + M]$  It carries out.

[0122] Presumption of the 2nd reference description projection is performed similarly. First, category Ck belonging to the feature-vector set for study The 2nd element  $f2$  of the set of the receiving feature vector to a feature vector It asks for set F2k. This set F2k is Category Ck. The distribution which approximates the 2nd reference description projection is formed. The minimum value MIN (F2k) and Maximum MAX (F2k) of an element of this set F2k are calculated, the further specific margin M is taken into consideration, and it is Category Ck. It is estimate Q2k of the 2nd reference description projection  $Q2k = [MIN(F2k) - M, MAX(F2k) + M]$  It carries out.

[0123] And reference description division element R1i and R2j which were obtained by doing in this way, and each category Ck It asks for reference description division element R1i, candidate category set  $D1 = (r1)$  D1i which should be made R2j at a group, respectively, and  $D2 = (r2)$  D2j as follows using receiving reference description projection Q1k and Q2k.

[0124] Reference description division element R1i and category Ck in which corresponding reference description projection Q1k has an intersection A set is set to candidate category set D1i to the reference description division element R1i. What enumerated the categories to which the feature vector which has the value of the reference feature vector belonging to reference description division element R1i by this may belong is set to candidate category set D1i.

[0125] Category Ck in which similarly reference description division element R2j and corresponding reference description projection Q2k have an intersection A set is set to candidate category set D2j to the reference description division element R2j. What enumerated the categories to which the feature vector which has the value of the reference feature vector belonging to reference description division element R2j by this may belong is set to candidate category set D2j.

[0126] The candidate table 82 which the candidate category count section 84 refers to is constituted by the group of reference description division element R1i and candidate category set D1i. Similarly, the candidate table 83 which the candidate category count section 85 refers to is constituted by the group of reference description division element R2j and candidate category set D2j.

[0127] the value of the reference feature vector to which the candidate category count section 84 was given —  $r1$  it is — a case — first — this value  $r1$  It asks for reference description division element R1i which belongs. Next, using the candidate table 82, it asks for candidate category set D1i corresponding to reference description division element R1i, and it is outputted. It is expectable that the category to which an input feature vector belongs is contained in outputted candidate category set D1i.

[0128] the value of the reference feature vector to which similarly the candidate category count section 85 was given —  $r2$  it is — a case — first — this value  $r2$  It asks for reference description division element R2j which belongs. Next, using the candidate table 83, it asks for candidate category set D2j corresponding to reference description division element R2j, and it is outputted. It is expectable that the category to which an input feature vector belongs is contained in outputted candidate category set D2j.

[0129] And the candidate category narrowing-down section 86 asks for two candidate category set D1i and product set  $D1 \cap D2$  of D2j, and considers it as a final candidate category set. It could presume that the category to which an input feature vector belongs still belonged to the candidate category set outputted from the candidate category narrowing-down section 86, and the number of elements has become less than two candidate category set D1i of origin, and D2j. Therefore, it turns out that the candidate category narrowing-down section 86 has played the role which narrows down a candidate category set gradually.

[0130] According to such pattern recognition equipment, since two 1-dimensional reference feature vectors are used, the number of candidate categories can be reduced from the case where the number of 1-dimensional reference feature vectors is one. Moreover, since the number of the reference description division elements is sharply reduced compared with the case where one two-dimensional reference feature vector is used, storage



capacity required in order to hold a candidate table can be saved.

[0131] Thus, it is possible by using two or more reference feature vectors of comparatively a low dimension highly precise and to realize the pattern recognition equipment which performs pattern recognition at a high speed with sufficiently practical storage capacity. Although processing which asks for such two or more candidate category sets may be serially given to a target, if it carries out to juxtaposition, the processing time will be mitigated further.

[0132] By the way, the reason which can be referred to as that the pattern recognition equipment of this invention does not reduce most recognition precision is explained. After performing the high-speed classification by this invention, specific classification which used distance count of the original feature vector is usually performed further, and the category of an input configuration is specified.

[0133] The accumulation recognition precision of the candidate category set outputted as the fall of recognition precision is zero means that the precision of the specific classification which will be performed in the latter part is guaranteed (it does not drop). Here, accumulation recognition precision points out the probability for any one true category of an input configuration of the candidate category set to be contained. Therefore, as for accumulation recognition precision, ideally, it is desirable that it is always 100%.

[0134] It should just be beyond the precision of the specific classification which is not necessarily required but is performed in the latter part that the accumulation recognition precision of the outputted candidate category set is 100% in fact. Therefore, pattern recognition equipment [ as / whose precision fall is zero practically ] is realized by registering the candidate category set containing a sufficient number of candidate categories into a candidate table.

[0135] Since the classification error with the same said of specific classification will be started when a true category does not exist in a candidate category set (i.e., when a classification error is started), it is thought that a final accumulation recognition precision does not change. In this semantics, the high-speed classification by this invention has realized improvement in the speed without a precision fall, using constraint of the given specific classification well.

[0136] The reference feature vector used by this invention does not need to be a partial vector of a feature vector which was not necessarily mentioned above, and the vector of computable arbitration can be used for it as a reference feature vector from a feature vector. For example, the compression feature vector used with the pattern recognition equipment shown in drawing 23 is also one of them.

[0137] Drawing 21 is the block diagram of the 5th pattern recognition equipment which asks for a candidate category set by making a compression feature vector into a reference feature vector, and performs specific classification to it. The pattern recognition equipment of drawing 21 is equipped with the feature-extraction section 91, the description compression zone 92, the candidate category count section 93, the specific classification section 94, the candidate table 95, and a dictionary 96.

[0138] The feature-extraction section 91 extracts a feature vector from an input configuration, and the description compression zone 92 performs suitable conversion for a feature vector, and it generates a compression feature vector smaller than that of a number of dimension. Next, the candidate category count section 93 asks for the candidate category set corresponding to the given compression feature vector with reference to the candidate table 95.

[0139] The specific classification section 94 calculates the distance of the representation feature vector held at the dictionary 96, and the feature vector of an input configuration to each candidate category of the candidate category set outputted by the candidate category count section 93. And a candidate category is rearranged into order with a small distance, and the train of a number of categories specified from the thing of the minimum distance is outputted.

[0140] According to such pattern recognition equipment, by choosing suitably the conversion used for the description compression, a desired reference feature vector can be generated and a candidate category set can be more effectively narrowed down using the candidate table corresponding to it. Moreover, distance count is not performed using directly the compression feature vector obtained as a result of the description compression, and in order to use it as a reference value for lengthening a candidate table, the fall of processing precision is not caused theoretically.

[0141] Next, drawing 22 is the block diagram of the 6th pattern recognition equipment which asks for a candidate category set by making a compression feature vector into a reference feature vector, and performs a kind and specific classification very much to it. The pattern recognition equipment of drawing 22 is equipped with the feature-extraction section 101, the description compression zone 102, the candidate category count section 103, the Oita section 104, the specific classification section 105, the candidate table 106, the compression description dictionary 107, and a dictionary 108.

[0142] About the function of the feature-extraction section 101, the description compression zone 102, the candidate category count section 103, and the candidate table 106, it is the same as that of the feature-extraction section 91 of drawing 21, the description compression zone 92, the candidate category count section 93, and the candidate table 95 respectively.

[0143] The kind section 104 calculates very much the distance of the compression feature vector held at the compression description dictionary 107, and the compression feature vector of an input configuration to each candidate category of the candidate category set outputted by the candidate category count section 103. And a candidate category is rearranged into order with a small distance, and the train of a number of categories specified from the thing of the minimum distance is outputted as a candidate category set.

[0144] The specific classification section 105 calculates the distance of the representation feature vector held at



the dictionary 108, and the feature vector of an input configuration to each candidate category of the candidate category set outputted very much by the kind section 104. And a candidate category is rearranged into order with a small distance, and the train of a number of categories specified from the thing of the minimum distance is outputted.

[0145] In order that according to such pattern recognition equipment the kind section 104 may narrow down further the candidate category set outputted by the candidate category count section 103 and may pass it very much to the specific classification section 105, the candidate category set as the object of specific classification is limited more, and processing is accelerated.

[0146] In drawing 21 and the pattern recognition equipment of drawing 22, although the compression feature vector is made into the reference feature vector as it is, the partial feature vector of a compression feature vector may be instead used as a reference feature vector. In this case, the number of dimension of a reference feature vector is reduced further, and processing is accelerated.

[0147] Linear transformation can be used as conversion which generates a compression feature vector from a feature vector. As compared with nonlinear conversion, count effectiveness of linear transformation is good in order to compress a feature vector by comparatively simple count called the product of a transformation matrix and a vector. As the description compression approach using linear transformation, canonical discriminant analysis, principal component analysis, etc. are known.

[0148] In canonical discriminant analysis, from the feature vector of N dimension of the sample pattern given for every category, the variance matrix between categories and a category internal variance matrix are calculated, and it asks for the characteristic vector using those variance matrices. And while those, M characteristic vectors (M<N) are chosen, and M-dimensional space is defined. If a strange pattern is inputted, the inner product of the feature vector and each characteristic vector will be calculated, and the M-dimensional compression feature vector which uses those values as an element will be generated.

[0149] In this analysis method, the average feature vector of N dimension is projected to M axes of coordinates specified by M characteristic vectors so that distribution between categories may be enlarged and category internal variance may be made small. In the M-dimensional space after the description compression, the patterns of a different class separate by this, and conversion which the patterns of the same class approach is performed.

[0150] On the other hand, in principal component analysis, the group of a principal component vector which each category leaves mutually is calculated for every category. And the new space according to individual which sets an axis of coordinates as a principal component vector for every category is generated, and a compression feature vector is generated with projecting the feature vector of an input configuration on the principal component vector of each category. The distance of an input configuration and each category is calculated using a compression feature vector.

[0151] When the category which is similar in the field in which it approached in the feature space exists according to this analysis method, a more exact recognition result is obtained by making the feature vector of a recognition object pattern project on the principal component vector corresponding to each category. This analysis method is mainly used for distinction of the character pattern which the category resembled closely few etc.

[0152] In the operation gestalt explained above, the distance count between vectors is needed by generation processing of BORONOI division, the Oita processing of a candidate category, and specific classification processing. At this time, it is possible to define and use the distance of arbitration other than general Euclidean distance. For example, a well-known city block distance, the Mahalanobis distance, false Mahalanobis distance, a BEIZU discriminant function (Bayes discriminant function), a false BEIZU discriminant function (Modified Bayes discriminant function), etc. may be used.

[0153] Here, each distance between vector  $g = (g_1, \text{ and } g_2, \dots, g_n)$  and vector  $p = (p_1, \text{ and } p_2, \dots, p_n)$  is defined as follows. [City block distance]

[0154]

[Equation 3]

$$D_{CB}(g, p) = \sum_{i=1}^n |g_i - p_i|$$

[0155] [Mahalanobis distance]

$$D_m(g, p) = (g-p)^T \text{sigmaj}^{-1} (g-p)$$

Here,  $p$  is the average of the training pattern  $p_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, N$ ) of a specific category, and  $\text{sigmaj}^{-1}$  is a covariance matrix (it is also called a distributed covariance matrix) defined by the degree type.

$\text{sigmaj} = (1/N) \sum (p_i - p)(p_i - p)^T$  They are  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$ , respectively about the characteristic vector which sets characteristic value to  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ ), and corresponds. It carries out and is  $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$ .

If it carries out,  $D_m(g, p)$  can be written as follows.

[0156]

[Equation 4]

$$D_m^2(g, p) = (\Phi^T(g-p))^T \begin{pmatrix} 1/\lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1/\lambda_n \end{pmatrix} \Phi^T(g-p)$$

$$= \sum_{i=1}^n \frac{(\phi^T(g-p))^2}{\lambda_i}$$

[0157] [False Mahalanobis distance]

[0158]

[Equation 5]

$$D_m^2(g, p) = \sum_{i=1}^n \frac{(\phi^T(g-p))^2}{\lambda_i}$$

[0159] It corrects.  $\lambda_{m+1} = \lambda_m$  (regularity) ( $m \ll n$ ,  $m+1 \leq i \leq n$ )

This false Mahalanobis distance is proposed in order to solve the practical problem (computational complexity and count precision) of the Mahalanobis distance, and it is based on the view of the false BEIZU discriminant function mentioned later.

[BEIZU discriminant function]

$f(g) = (g-p)^T \Sigma^{-1}(g-p) + \ln|\Sigma|$  — this BEIZU discriminant function (secondary discriminant function) expresses the distance of Vector  $g$  and Vector  $p$ , and an object serves as the optimal discriminant function, when an average and covariance matrix of a feature vector are known according to normal distribution.

[False BEIZU discriminant function]

[0160]

[Equation 6]

$$f_z(g) = \sum_{i=1}^k \frac{\{\Phi_i^T(g-p)\}^2}{\lambda_i} + \sum_{i=k+1}^n \frac{\{\Phi_i^T(g-p)\}^2}{\lambda_{k+1}} + \ln \left( \prod_{i=1}^k \lambda_i \cdot \prod_{i=k+1}^n \lambda_{k+1} \right)$$

[0161] This false BEIZU discriminant function is a function invented in order to solve the problem of the count precision about a high order characteristic vector in discernment of a complicated character pattern etc. The category description set is distributed according to normal distribution, and such distance assumes the case where the appearance probability of each category is the same. When the determinant of the covariance matrix of distribution of each category is the same, specific classification is performed based on the Mahalanobis distance or false Mahalanobis distance, and when [ which is not same ] general, specific classification is performed based on a false BEIZU discriminant function.

[0162] Moreover, this invention is applicable not only to a character pattern but a two-dimensional graphic form, a three-dimension body, and the technique of recognizing the pattern of the arbitration containing the image of human being's face.

[0163]

[Effect of the Invention] According to this invention, improvement in the speed of categorization can be achieved by using a candidate table in recognition processing of the pattern of arbitration, suppressing the fall of recognition precision to the minimum. If a candidate table is created based on the same division as each category especially registered into the dictionary for specific classification, it is possible to make it not reduce the precision of specific classification.

---

[Translation done.]

## \* NOTICES \*

JPO and NCIP are not responsible for any damages caused by the use of this translation.

1.This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.

2.\*\*\* shows the word which can not be translated.

3.In the drawings, any words are not translated.

## DESCRIPTION OF DRAWINGS

## [Brief Description of the Drawings]

[Drawing 1] It is the principle Fig. of the pattern recognition equipment of this invention.

[Drawing 2] It is drawing showing the record of a candidate table.

[Drawing 3] It is drawing showing a category and a reference feature space.

[Drawing 4] It is the block diagram of an information processor.

[Drawing 5] It is drawing showing the structure of a candidate table.

[Drawing 6] It is the block diagram of the 1st pattern recognition equipment.

[Drawing 7] It is the block diagram of the 2nd pattern recognition equipment.

[Drawing 8] It is drawing showing the 1st reference feature space.

[Drawing 9] It is drawing showing the 1st candidate table.

[Drawing 10] It is the block diagram of the 3rd pattern recognition equipment.

[Drawing 11] It is drawing showing BORONOI division.

[Drawing 12] It is drawing showing the 2nd reference feature space.

[Drawing 13] It is drawing showing the 3rd reference feature space.

[Drawing 14] It is drawing showing the 2nd candidate table.

[Drawing 15] It is the flow chart of candidate table creation processing using a training pattern.

[Drawing 16] It is the flow chart of presumed processing using a training pattern.

[Drawing 17] It is the flow chart of candidate category set generation processing.

[Drawing 18] It is the flow chart of candidate table creation processing using BORONOI division.

[Drawing 19] It is the flow chart of presumed processing using BORONOI division.

[Drawing 20] It is the block diagram of the 4th pattern recognition equipment.

[Drawing 21] It is the block diagram of the 5th pattern recognition equipment.

[Drawing 22] It is the block diagram of the 6th pattern recognition equipment.

[Drawing 23] It is the block diagram of conventional pattern recognition equipment.

## [Description of Notations]

1, 51, 61, 91,101 Feature-extraction section

2 92,102 The description compression zone

3,104 It is the kind section very much.

4,107 The compression description dictionary

11 Table Storage Means

12 Candidate Category Count Means

13, 41, 53, 64, 82, 83, 95,106 Candidate table

21, 54, 71, 73 Feature space

22, 55, 72, 74 Reference feature space

31 CPU

32 Memory

33 Input Unit

34 Output Unit

35 External Storage

36 Medium Driving Gear

37 Network Connection Equipment

38 Photo-Electric-Conversion Equipment

39 Bus

40 Portable Record Medium

40' External equipment

42, 52, 62, 84, 85, 93,103 Candidate category count section

63 94,105 Specific classification section

65 96,108 Dictionary

81 Reference Feature-Vector Count Section

86 Candidate Category Narrowing-Down Section

[Translation done.]

## \* NOTICES \*

JPO and NCIPi are not responsible for any damages caused by the use of this translation.

1.This document has been translated by computer. So the translation may not reflect the original precisely.

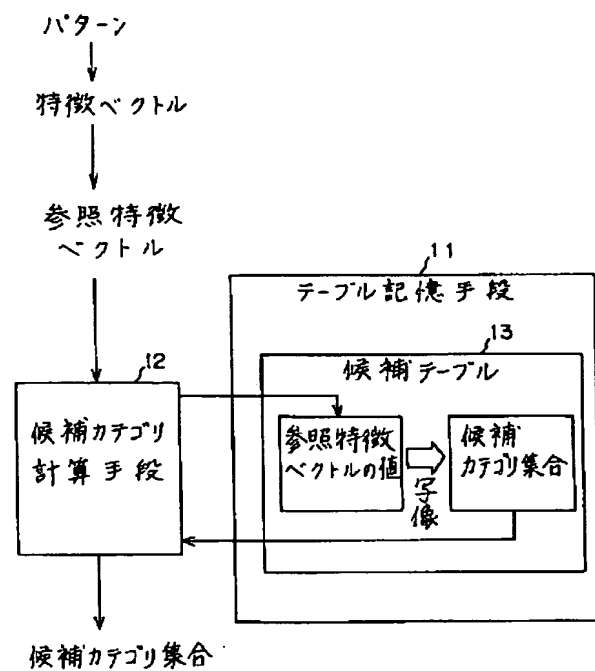
2.\*\*\* shows the word which can not be translated.

3.In the drawings, any words are not translated.

## DRAWINGS

[Drawing 1]

本発明の原理図



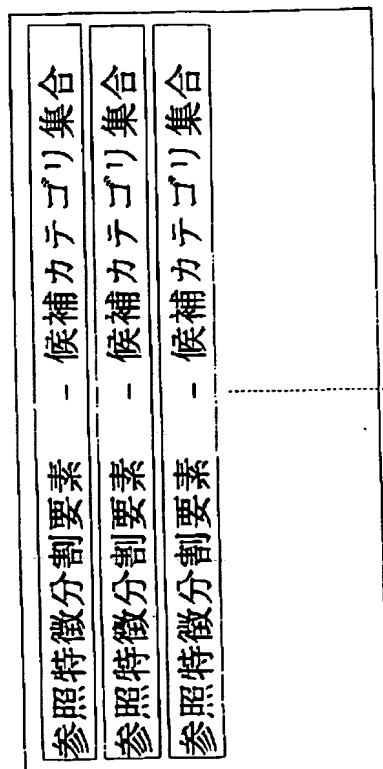
[Drawing 2]

候補テーブルのレコードを示す図



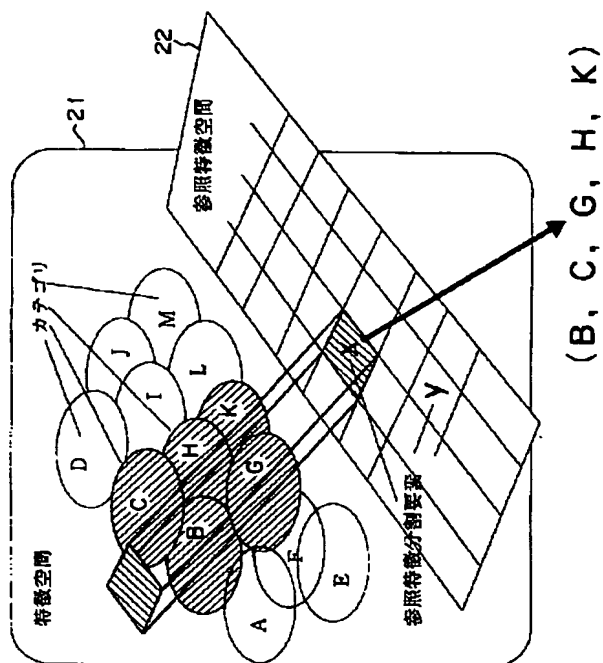
[Drawing 5]

候補テーブルの構造を示す図



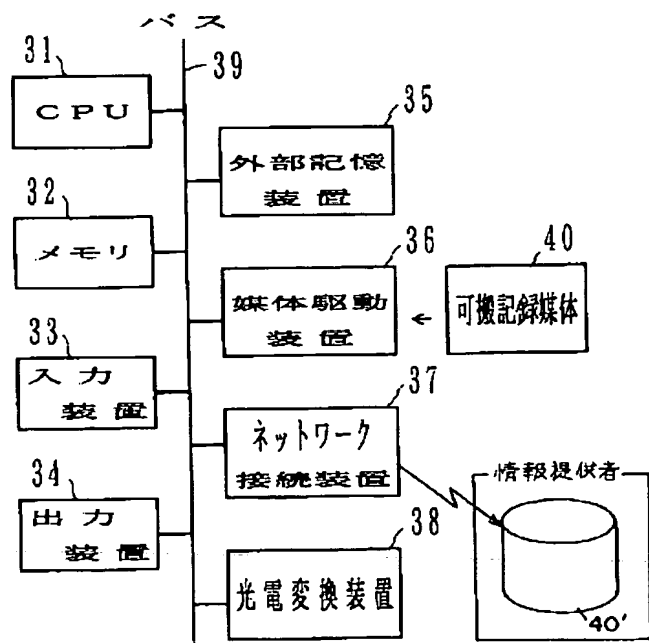
[Drawing 3]

カテゴリと参照特徴空間を示す図



[Drawing 4]

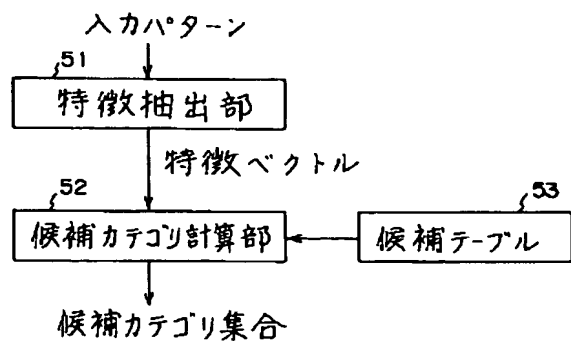
情報処理装置の構成図



[Drawing 7]

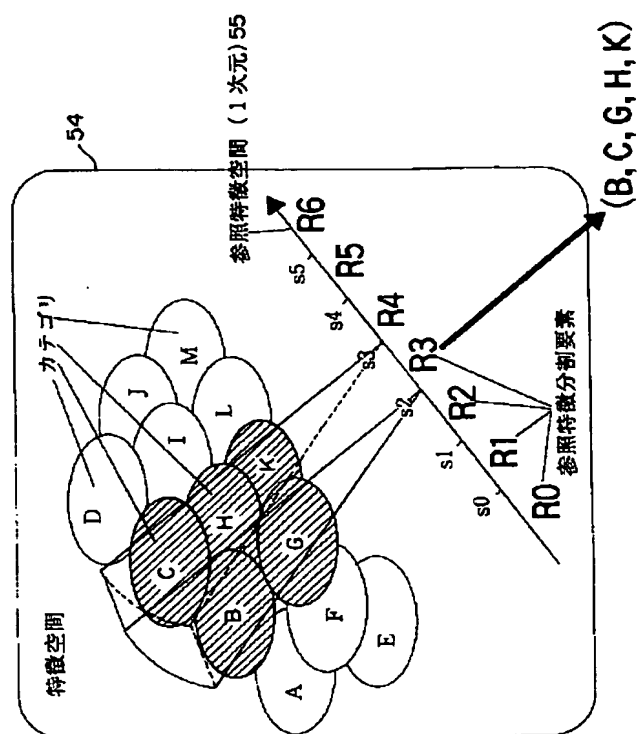


## 第2のバターン認識装置の構成図



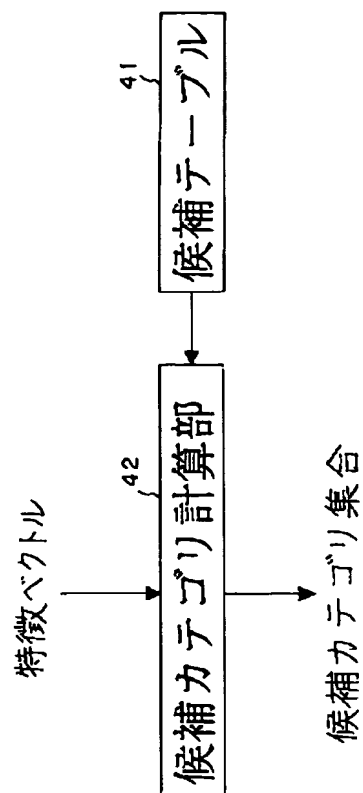
[Drawing 8]

第1の参照特徴空間を示す図



[Drawing 6]

第1のパターン認識装置の構成図



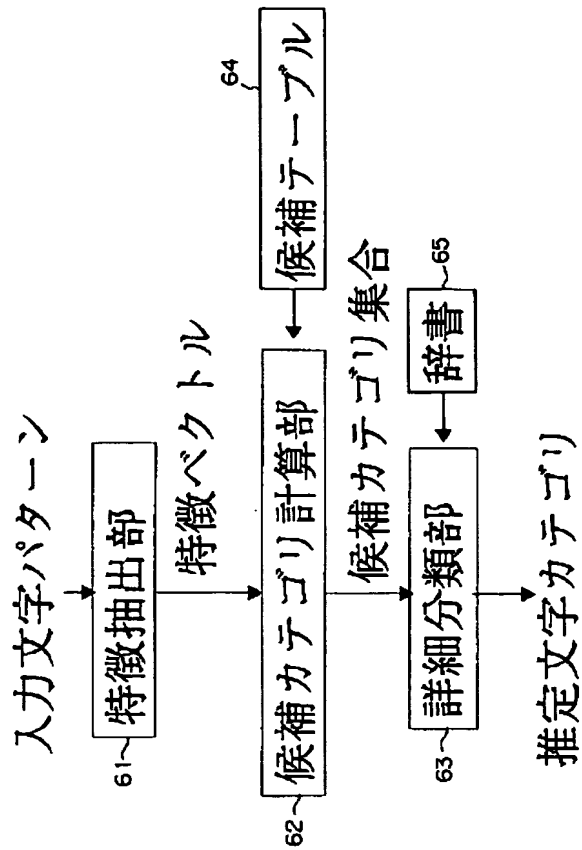
[Drawing 9]

第1の候補テーブルを示す図

参照特徴分割要素	候補カテゴリ集合
$R0 = (-\infty, s0) \rightarrow$	(E)
$R1 = [s0, s1) \rightarrow$	(A, E, F)
$R2 = [s1, s2) \rightarrow$	(A, B, F, G)
$R3 = [s2, s3) \rightarrow$	(B, C, G, H, K)
$R4 = [s3, s4) \rightarrow$	(C, H, I, K, L)
$R5 = [s4, s5) \rightarrow$	(C, D, I, L)
$R6 = [s5, +\infty) \rightarrow$	(C, J, M)

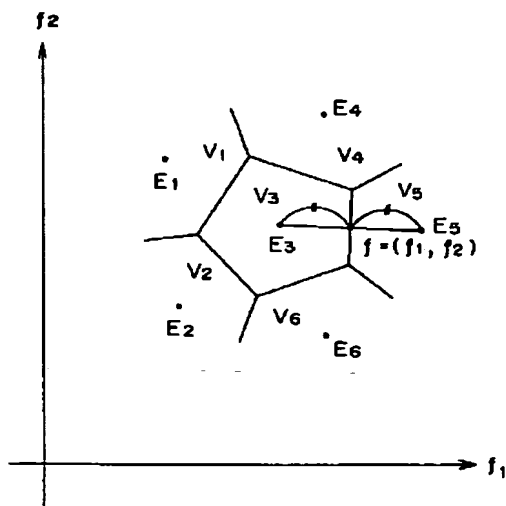
[Drawing 10]

## 第3のハターノ認識装置の構成図



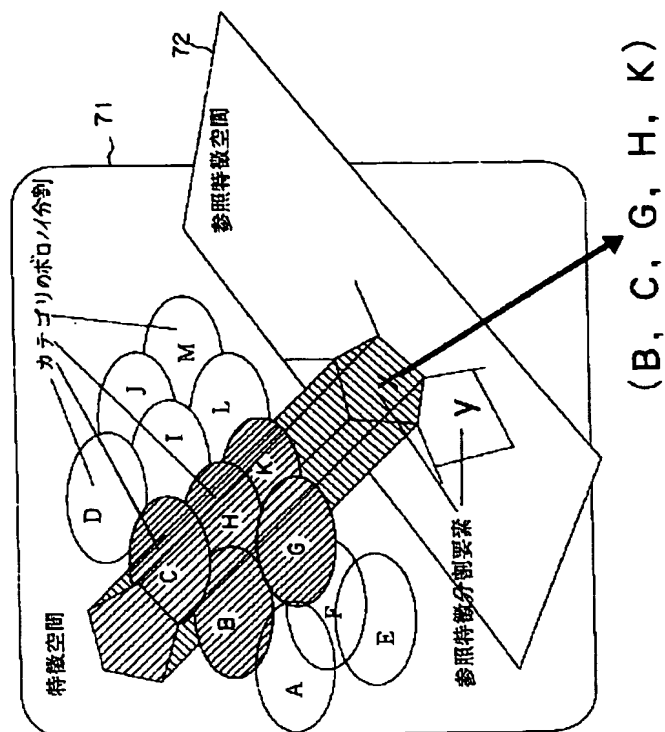
[Drawing 11]

ボロノイ分割を示す図



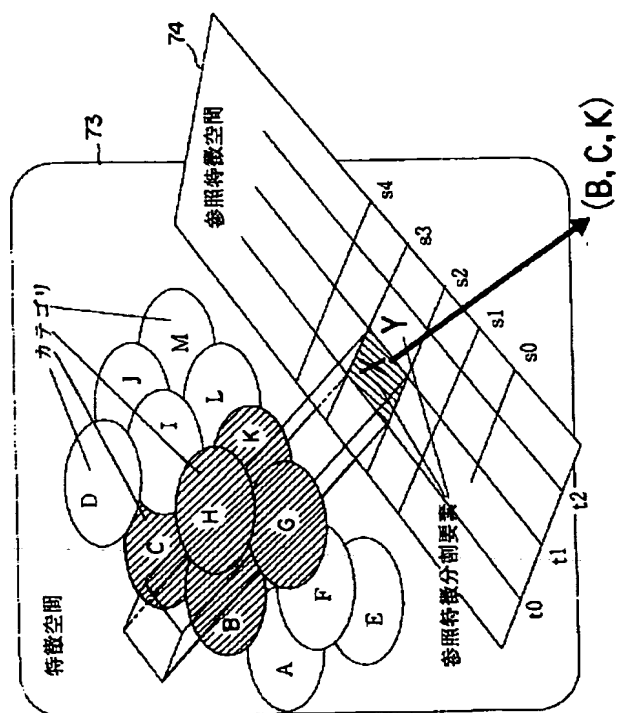
[Drawing 12]

第2の参照特徴空間を示す図



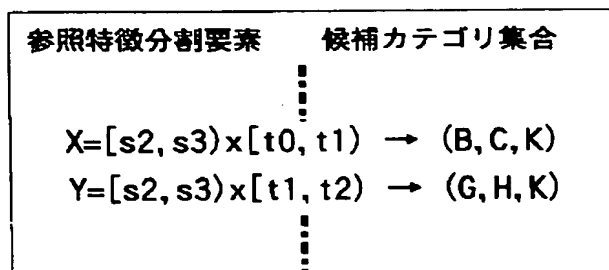
[Drawing 13]

第3の参照特徴空間を示す図



[Drawing 14]

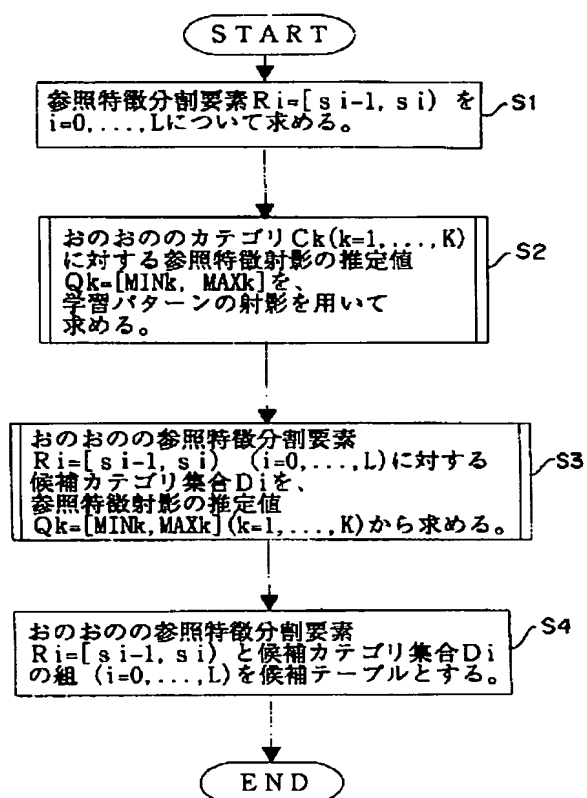
## 第2の候補テーブルを示す図



[Drawing 15]

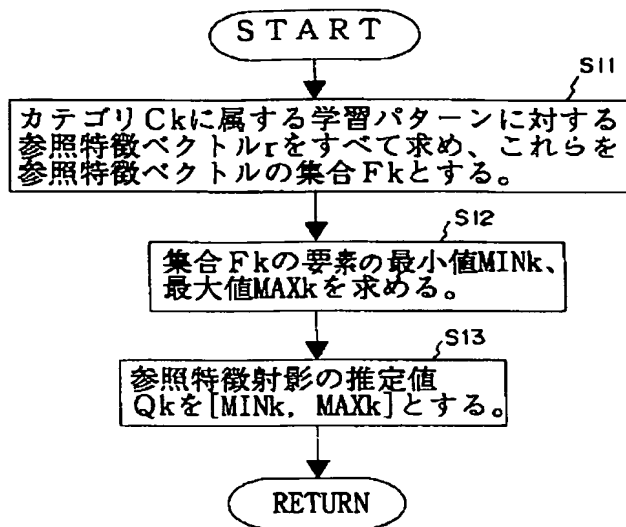
学習パターンを用いた

候補テーブル作成処理のフローチャート



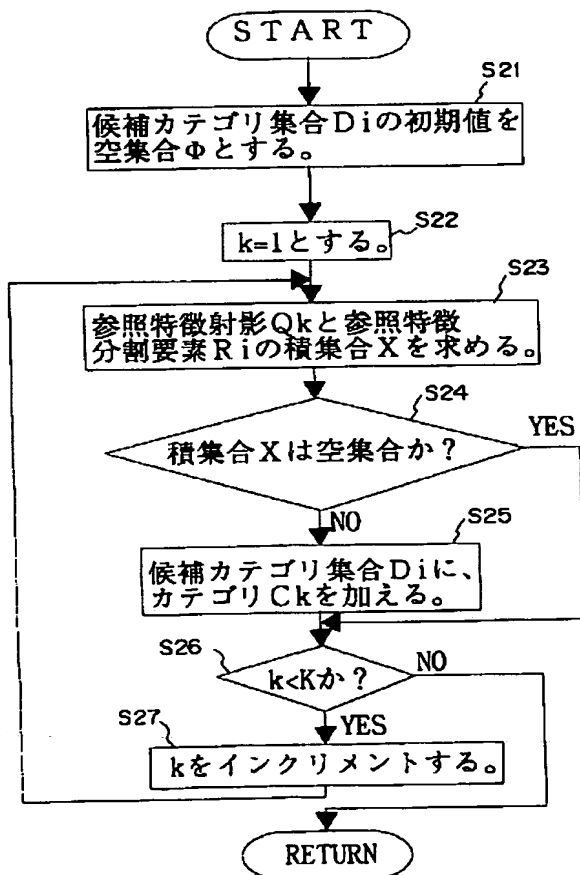
[Drawing 16]

## 学習パターンを用いた推定処理のフローチャート



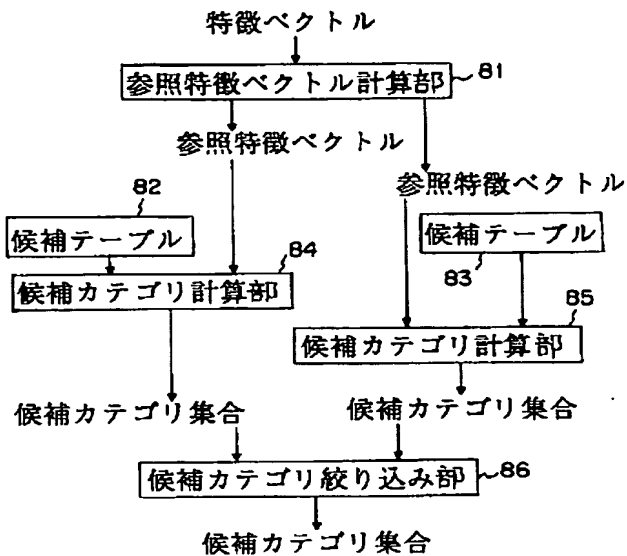
[Drawing 17]

## 候補カテゴリ集合生成処理のフローチャート



[Drawing 20]

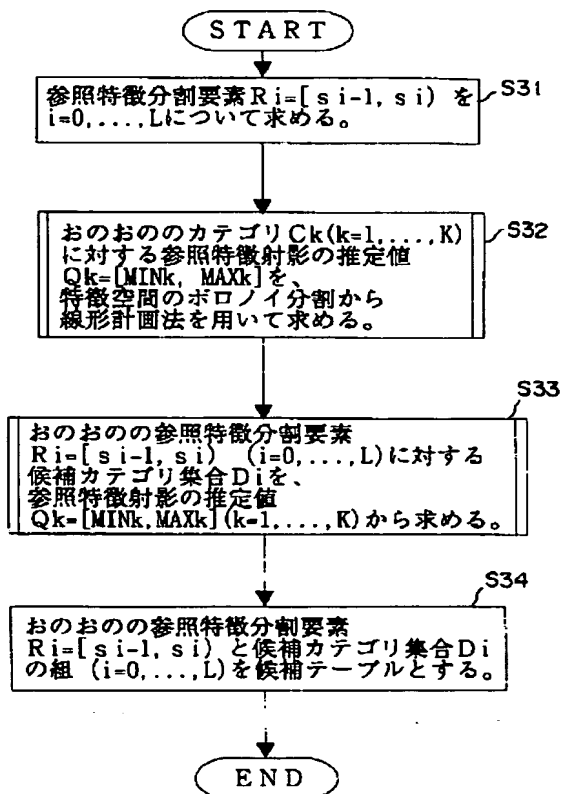
## 第4のボタン認識装置の構成図



[Drawing 18]

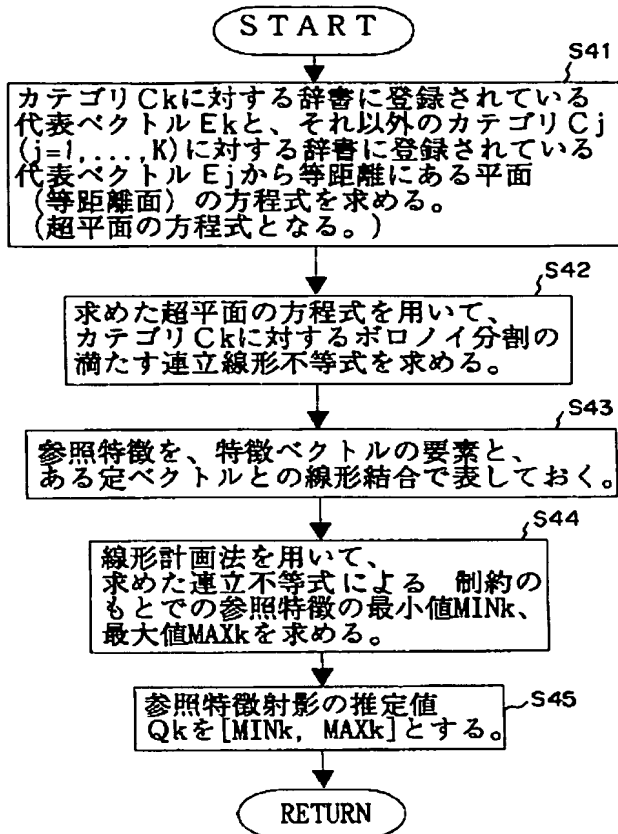
ボロノイ分割を用いた

候補テーブル作成処理のフローチャート



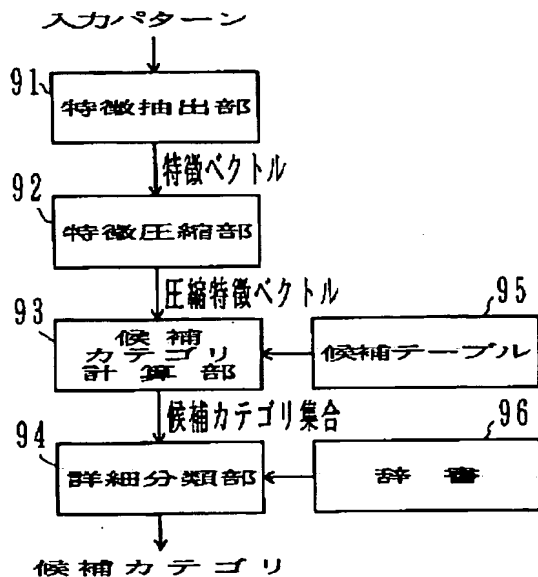
[Drawing 19]

ボロノイ分割を用いた推定処理のフローチャート



[Drawing 21]

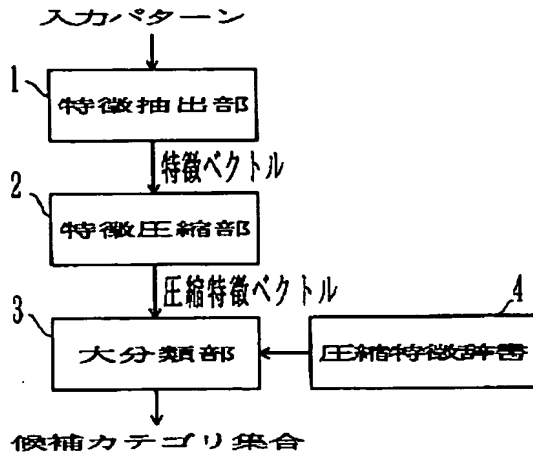
第5のパターン認識装置の構成図



[Drawing 23]

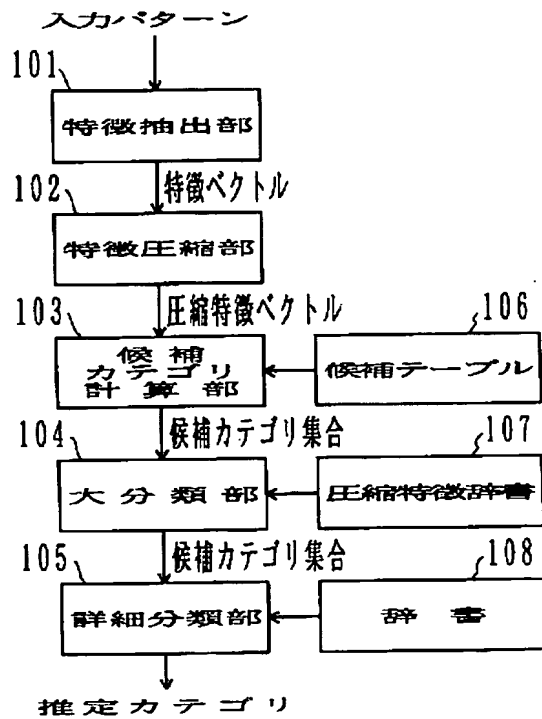


従来のパターン認識装置の構成図



[Drawing 22]

第6のパターン認識装置の構成図



[Translation done.]

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平10-289320

(43) 公開日 平成10年(1998)10月27日

(51) Int.Cl.<sup>6</sup>  
 G 0 6 T 7/00  
 G 0 6 K 9/62

識別記号

6 4 0

F I

G 0 6 F 15/70

G 0 6 K 9/62

G 0 6 F 15/70

4 6 0 B

6 4 0 A

4 6 5 Z

審査請求 未請求 請求項の数31 O L (全 22 頁)

(21) 出願番号 特願平10-27940

(22) 出願日 平成10年(1998) 2月10日

(31) 優先権主張番号 特願平9-27521

(32) 優先日 平 9 (1997) 2月12日

(33) 優先権主張国 日本 (J P)

(71) 出願人 000005223

富士通株式会社

神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番  
1号

(72) 発明者 藤本 克仁

神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番  
1号 富士通株式会社内

(72) 発明者 鎌田 洋

神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番  
1号 富士通株式会社内

(74) 代理人 弁理士 大管 義之 (外 1 名)

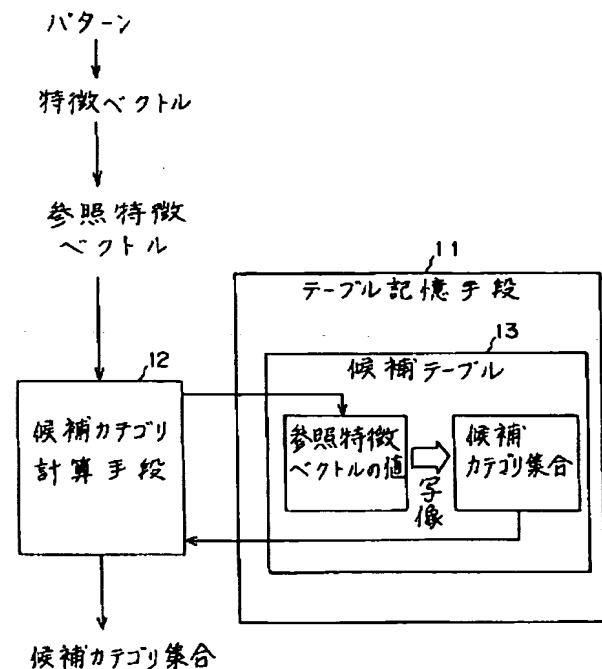
(54) 【発明の名称】 候補テーブルを用いて分類を行うパターン認識装置および方法

(57) 【要約】

【課題】 パターン認識における候補カテゴリ集合の算出を高速化することが課題である。

【解決手段】 テーブル記憶手段 11 内の候補テーブル 13 は、パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像を保持する。候補カテゴリ計算手段 12 は、候補テーブル 13 の写像を用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求め、それを出力する。

本発明の原理図



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像を形成するために必要な情報を記述した候補テーブルを記憶するテーブル記憶手段と、前記候補テーブルを用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求め、得られた候補カテゴリ集合を出力する候補カテゴリ計算手段とを備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項2】 前記パターンの特徴ベクトルから前記参照特徴ベクトルを計算する参照特徴ベクトル計算手段をさらに備えることを特徴とする請求項1記載のパターン認識装置。

【請求項3】 前記参照特徴ベクトル計算手段は、前記パターンの特徴ベクトルの1つ以上の部分特徴ベクトルを、1つ以上の参照特徴ベクトルとして出力することを特徴とする請求項2記載のパターン認識装置。

【請求項4】 前記テーブル記憶手段は、前記参照特徴ベクトルの値の集合から成る参照特徴空間を2つ以上に分割して得られる各部分集合を参照特徴分割要素として、該参照特徴分割要素と候補カテゴリ集合の組の情報を含む前記候補テーブルを保持し、前記候補カテゴリ計算手段は、前記与えられた参照特徴ベクトルの値を含む参照特徴分割要素を求め、前記候補テーブルを用いて、得られた参照特徴分割要素に対応する候補カテゴリ集合を求めることを特徴とする請求項1記載のパターン認識装置。

【請求項5】 前記テーブル記憶手段は、前記参照特徴空間を格子状に区切って得られる前記参照特徴分割要素の情報を保持することを特徴とする請求項4記載のパターン認識装置。

【請求項6】 各カテゴリに対応する特徴ベクトルの集合を前記参照特徴空間へ射影したときの射影範囲の推定を行い、得られた推定値を用いて作成された候補テーブルを、前記テーブル記憶手段が保持することを特徴とする請求項4記載のパターン認識装置。

【請求項7】 前記候補テーブルは、前記参照特徴分割要素と前記推定値の共通部分が存在するとき、該推定値に対応するカテゴリを、該参照特徴分割要素に対応する候補カテゴリ集合の要素として、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項8】 前記候補テーブルは、各カテゴリに対応する1次元の参照特徴空間への射影の推定値として、1次元の参照特徴ベクトルの値の最小値および最大値を求めることで、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項9】 前記候補テーブルは、線形計画法を用いて求められた前記推定値に基づいて、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項10】 前記候補テーブルは、非線形計画法を

用いて求められた前記推定値に基づいて、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項11】 前記候補テーブルは、学習用パターン集合から得られる参照特徴ベクトルの値の分布を用いて求められた前記推定値に基づいて、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項12】 前記候補テーブルは、辞書に登録されている各カテゴリの代表特徴ベクトルに基づく特徴空間のボロノイ分割要素を、前記参照特徴空間へ射影して得られる前記推定値に基づいて、作成されることを特徴とする請求項6記載のパターン認識装置。

【請求項13】 入力パターンから前記パターンの特徴ベクトルを生成する特徴抽出手段をさらに備えることを特徴とする請求項1記載のパターン認識装置。

【請求項14】 各カテゴリの代表特徴ベクトルに登録した詳細分類辞書を記憶する辞書記憶手段と、前記候補カテゴリ集合に含まれる各候補カテゴリの代表特徴ベクトルを前記詳細分類辞書を用いて求め、該候補カテゴリの代表特徴ベクトルと前記パターンの特徴ベクトルとの距離を求め、該距離の小さな順に所定数の候補カテゴリを出力する詳細分類手段とをさらに備えることを特徴とする請求項1記載のパターン認識装置。

【請求項15】 前記パターンの特徴ベクトルにあらかじめ決められた変換を施して、次元数のより小さな圧縮特徴ベクトルを生成する特徴圧縮手段をさらに備え、前記候補カテゴリ計算手段は、与えられた圧縮特徴ベクトルの値から計算される前記参照特徴ベクトルの値を用いて、前記候補カテゴリ集合を求めることを特徴とする請求項1記載のパターン認識装置。

【請求項16】 前記候補カテゴリ計算手段は、前記圧縮特徴ベクトルの部分特徴ベクトルを前記参照特徴ベクトルとして用いることを特徴とする請求項15記載のパターン認識装置。

【請求項17】 各カテゴリの圧縮特徴ベクトルに登録した圧縮特徴辞書を記憶する辞書記憶手段と、前記候補カテゴリ集合に含まれる各候補カテゴリの圧縮特徴ベクトルを前記圧縮特徴辞書を用いて求め、該候補カテゴリの圧縮特徴ベクトルと前記特徴圧縮手段から出力される圧縮特徴ベクトルとの距離を求め、該距離の小さな順に所定数の候補カテゴリを出力する大分類手段とをさらに備えることを特徴とする請求項15記載のパターン認識装置。

【請求項18】 前記大分類手段は、前記距離の定義として、ユークリッド距離、シティブロック距離、マハラノビス距離、疑似マハラノビス距離、ベイズ識別関数、および疑似ベイズ識別関数のうちの1つを用いることを特徴とする請求項17記載のパターン認識装置。

【請求項19】 各カテゴリの代表特徴ベクトルに登録した詳細分類辞書を記憶する辞書記憶手段と、前記大分類手段により出力される各候補カテゴリの代表特徴ベ

## 3

トルを前記詳細分類辞書を用いて求め、該候補カテゴリの代表特徴ベクトルと前記パターンの特徴ベクトルとの距離を求め、該距離の小さな順に所定数の候補カテゴリを出力する詳細分類手段とをさらに備えることを特徴とする請求項 17 記載のパターン認識装置。

【請求項 20】 前記詳細分類手段は、前記距離の定義として、ユークリッド距離、シティブロック距離、マハラノビス距離、疑似マハラノビス距離、ベイズ識別関数、および疑似ベイズ識別関数のうちの 1 つを用いることを特徴とする請求項 19 記載のパターン認識装置。

【請求項 21】 前記特徴圧縮手段は、線形変換を用いて前記圧縮特徴ベクトルを生成することを特徴とする請求項 15 記載のパターン認識装置。

【請求項 22】 前記特徴圧縮手段は、特徴空間の主成分分析により前記線形変換を求めることを特徴とする請求項 21 記載のパターン認識装置。

【請求項 23】 前記特徴圧縮手段は、特徴空間の正準判別分析により前記線形変換を求めることを特徴とする請求項 21 記載のパターン認識装置。

【請求項 24】 前記パターンは、文字、人間の顔、3 次元物体、および 2 次元図形のうち少なくとも 1 つの情報に対応することを特徴とする請求項 1 記載のパターン認識装置。

【請求項 25】 パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像を形成するために必要な情報を記述した候補テーブルをそれぞれ記憶する複数のテーブル記憶手段と、

前記複数のテーブル記憶手段のそれぞれに対応して設けられ、前記候補テーブルを用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求め、得られた候補カテゴリ集合をそれぞれ出力する複数の候補カテゴリ計算手段と、

前記複数の候補カテゴリ計算手段から出力された複数の候補カテゴリ集合を絞り込んで出力するカテゴリ絞り込み手段とを備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 26】 前記カテゴリ絞り込み手段は、複数の候補カテゴリ集合の論理積を計算して、該複数の候補カテゴリ集合を絞り込むことを特徴とする請求項 25 記載のパターン認識装置。

【請求項 27】 パターンの特徴を表す特徴量データと候補カテゴリ集合との対応関係を記憶する記憶手段と、前記対応関係を用いて、与えられた特徴量データに対応する候補カテゴリ集合を求め、得られた候補カテゴリ集合を出力する候補カテゴリ計算手段とを備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 28】 コンピュータのためのプログラムを記録した記録媒体であって、

パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像

(3)

特開平 10-289320

## 4

を形成するために必要な情報を記述した候補テーブルを用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求める機能と、

得られた候補カテゴリ集合を出力する機能とを前記コンピュータに実現させるためのプログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【請求項 29】 コンピュータのためのプログラムを記録した記録媒体であって、

パターンの特徴を表す特徴量データと候補カテゴリ集合との対応関係を用いて、与えられた特徴量データに対応する候補カテゴリ集合を求める機能と、

得られた候補カテゴリ集合を出力する機能とを前記コンピュータに実現させるためのプログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【請求項 30】 パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像を形成するために必要な情報を記述した候補テーブルを用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求め、

得られた候補カテゴリ集合を出力することを特徴とするパターン認識方法。

【請求項 31】 パターンの特徴を表す特徴量データと候補カテゴリ集合との対応関係を用いて、与えられた特徴量データに対応する候補カテゴリ集合を求め、

得られた候補カテゴリ集合を出力することを特徴とするパターン認識方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、パターン認識に係り、入力パターンあるいはその特徴ベクトルの属するカテゴリを推定してパターンを認識するパターン認識装置およびその方法に関する。

【0002】

【従来の技術】近年、オフィスにおけるワークフローの効率化のために、文書を電子的にファイリングし、必要に応じてコード化するシステムが開発されつつあり、そのために、FAX 文書等を認識する文書認識装置が強く求められている。特に、文字認識装置は文字列情報のコード化のために必須であり、その実用化と広範囲にわたる普及のためには、高い認識精度を維持したままで、より高速に文字カテゴリを推定することが重要となる。

【0003】また、人間の顔の認識技術は、電子会議、セキュリティシステムの技術要素として重要になってきており、リアルタイムで人間の顔の同定ができるような、高速かつ高精度の顔認識技術が求められている。

【0004】また、3 次元物体あるいは 2 次元図形の認識技術は、コンピュータグラフィックス、CAD (computer aided design)、DTP (desk top publishing) 等の普及に伴い、現実存在する 3 次元物体あるいは 2 次元図形を効率的にコンピュータに入力し、再利用

10

20

30

40

50

## 5

するための手段として重要になってきている。したがって、高速かつ高精度な物体あるいは図形の認識技術は、これらのシステムにとって実用上必須の技術となる。

【0005】このように、高速かつ高精度なパターン認識は、各種の実用的なパターン認識装置を構築する上での技術要素として、重要な役割を果たしている。ここで、パターン認識においてよく用いられる用語を、簡単に定義しておく。

【0006】認識対象のことをパターンと呼び、すべてのパターンの作る集合のことをパターン空間と呼ぶ。パターンを特徴抽出することにより得られる1つ以上の特徴量の組を特徴ベクトルと呼び、特徴ベクトルの要素の数を特徴ベクトルの次元と呼ぶ。

【0007】特徴ベクトルのそれぞれの要素の値の組を特徴ベクトルの値と呼び、すべての特徴ベクトルの値の作る集合のことを特徴空間と呼ぶ。特徴空間の次元は、特徴空間の要素である特徴ベクトルの次元と等しい。

【0008】特徴ベクトルの要素の部分集合を部分特徴ベクトルと呼び、部分特徴ベクトルのそれぞれの要素の値の組を、部分特徴ベクトルの値と呼ぶ。すべての部分特徴ベクトルの値の作る集合のことを部分特徴空間と呼ぶ。部分特徴空間の次元は、部分特徴空間の要素である部分特徴ベクトルの次元と等しい。

【0009】同一種類とみなすことのできるパターンあるいは特徴ベクトルの集合をカテゴリと呼ぶ。特に、同一種類とみなすことのできるパターンの集合を、カテゴリパターン集合、同一種類とみなすことのできる特徴ベクトルの集合を、カテゴリ特徴集合と呼ぶ。

【0010】入力されたパターンあるいは特徴ベクトルがどのカテゴリ（カテゴリパターン集合あるいはカテゴリ特徴集合）に属するのかを決定することを、パターン認識と呼ぶ。特に、入力されたパターンあるいは特徴ベクトルが、カテゴリ集合の中のあるカテゴリに属する可能性があると推定される場合、そのカテゴリ集合のことを候補カテゴリ集合と呼ぶ。

【0011】従来より、高速なパターン認識方法として、特徴圧縮を行い、照合時の距離計算に用いる特徴ベクトルの次元数を大きく減らすことにより、処理時間を大幅に短縮する方法がある。図23は、このような特徴圧縮による高速分類を用いたパターン認識装置の構成図である。

【0012】図23のパターン認識装置においては、特徴抽出部1が、入力パターンから特徴ベクトルを抽出し、特徴圧縮部2が、特徴ベクトルの線型変換を行って、次元数のより低い圧縮特徴ベクトルを求める。圧縮特徴辞書4には、それぞれのカテゴリに対応する圧縮特徴ベクトルが保持されており、大分類部3は、特徴圧縮部2が求めた圧縮特徴ベクトルと圧縮特徴辞書4内の各圧縮特徴ベクトルとの距離を求める。そして、距離の小さな順にカテゴリを並び換えて、最短距離のものから指

## (4)

特開平10-289320

## 6

定された数だけのカテゴリの列を候補カテゴリ集合として出力する。

【0013】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、従来のパターン認識には次のような問題がある。特徴圧縮による高速分類を用いたパターン認識では、特徴ベクトルを圧縮してより次元の低い圧縮特徴ベクトルに変換する時に情報の欠落が発生する。このため、入力パターンの圧縮特徴ベクトルとの距離が小さい圧縮特徴ベクトルを含むカテゴリが、必ずしも前者を含むとは限らず、正しい候補カテゴリ集合が得られないことがある。したがって、低品質な入力パターンに対しては、認識精度が大幅に低下してしまい、高品質な入力パターンに対しても、認識精度が若干低下するという問題がある。

【0014】本発明の課題は、認識精度の低下を抑えながら候補カテゴリ集合の算出を高速化することのできるパターン認識装置およびその方法を提供することである。

【0015】

【課題を解決するための手段】図1は、本発明のパターン認識装置の原理図である。図1のパターン認識装置は、テーブル記憶手段11と候補カテゴリ計算手段12を備える。

【0016】テーブル記憶手段11は、パターンの特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値を入力とし、候補カテゴリ集合を出力とする写像を形成するために必要な情報を記述した候補テーブル13を記憶する。

【0017】候補カテゴリ計算手段12は、候補テーブル13を用いて、与えられた参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を求め、得られた候補カテゴリ集合を出力する。

【0018】参照特徴ベクトルとは、候補カテゴリ計算手段12が参照する特徴ベクトルのことであり、参照特徴ベクトルの要素の数を参照特徴ベクトルの次元と呼び、参照特徴ベクトルの値の集合のことを参照特徴空間と呼ぶ。参照特徴空間の次元は、参照特徴空間の要素である参照特徴ベクトルの次元と等しい。例えば、特徴ベクトルの要素の一部から成る部分特徴ベクトルが、参照特徴ベクトルとして用いられる。

【0019】候補テーブル13は、参照特徴ベクトルの個々の値と候補カテゴリ集合の対応関係を表す写像情報を保持している。したがって、この候補テーブル13を参照すれば、特定の参照特徴ベクトルの値に対応する候補カテゴリ集合を直ちに求めることができる。候補カテゴリ計算手段12は、参照特徴ベクトルの値を与えられたとき、その値を候補テーブル13の写像に入力して、対応する候補カテゴリ集合を求め、それを出力する。

【0020】このようなパターン認識装置においては、複雑な特徴ベクトル間の距離計算を行うことなく、簡単なテーブル引きの操作だけで候補カテゴリ集合を出力す

## 7

ることができ、パターン認識処理が格段に高速化される。また、候補テーブル13の写像を適切に設定しておくことで、本発明を用いない場合と同程度の認識精度を維持することが可能である。

【0021】例えば、図1のテーブル記憶手段11は、後述する図4のメモリ32に対応し、候補カテゴリ計算手段12はCPU（中央処理装置）31とメモリ32に対応する。

## 【0022】

【発明の実施の形態】以下、図面を参照しながら、本発明の実施の形態を詳細に説明する。本発明においては、あらかじめ用意された候補テーブルを参照することにより、特徴ベクトル間の距離計算を行うことなく、候補カテゴリ集合を出力する候補カテゴリ計算部を設ける。候補テーブルには、特徴ベクトルから計算されるある参照特徴ベクトルの値を入力とし、ある候補カテゴリ集合を出力とする写像を構成するために必要な情報が記述されている。

【0023】候補カテゴリ計算部は、入力された参照特徴ベクトルの値をもとに、候補テーブルから候補カテゴリ集合を求めて、それを出力する。候補テーブルに、参照特徴ベクトルの値とカテゴリ集合の写像として適切なものを保持しておけば、本発明の高速分類手法を用いない場合とほぼ同程度の精度を維持しつつ、格段に高速な分類を実現することができる。

【0024】図2は、候補テーブルのレコードの例を示している。図2の参照特徴分割要素xは、参照特徴ベクトルの特定の値または値の範囲を表し、参照特徴空間内の特定の点または領域に対応する。候補カテゴリ計算部に与えられた参照特徴ベクトルの値が参照特徴分割要素xに含まれるとき、対応する候補カテゴリ集合（B, C, G, H, K）が分類結果として出力される。

【0025】図3は、カテゴリと参照特徴空間の関係を示している。候補テーブルの作成時には、参照特徴空間22を適当な基準に従って複数の参照特徴分割要素に分割し、特徴空間21に対応する各カテゴリA, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, Mから参照特徴空間22への射影（参照特徴射影）の推定を行う。そして、例えば、各参照特徴分割要素に対して、その領域と各カテゴリの参照特徴射影との共通部分を求め、共通部分が存在するカテゴリの集合を、対応する候補カテゴリ集合とする。

【0026】ここでは、カテゴリB, C, G, H, Kの射影が参照特徴分割要素xと共通部分を持つので、これらを要素とする集合（B, C, G, H, K）が、図2に示すように、参照特徴分割要素xに対応する候補カテゴリ集合となる。他の参照特徴分割要素yに対応する候補カテゴリ集合も、同様にして求められる。

【0027】このように、参照特徴射影が参照特徴分割要素と共通部分を持つカテゴリを候補カテゴリ集合の要

(5)

特開平10-289320

## 8

素とし、参照特徴分割要素と候補カテゴリ集合の組を候補テーブルとして保持しておく。そして、候補カテゴリ計算部は、与えられた参照特徴ベクトルの値を含む参照特徴分割要素を求め、候補テーブルを用いて対応する候補カテゴリ集合を求める。これにより、精度を低下させることなく、高速な分類を実現することができる。

【0028】図4は、このようなパターン認識装置に用いられる情報処理装置（コンピュータ）の構成図である。図4の情報処理装置は、CPU（中央処理装置）31、メモリ32、入力装置33、出力装置34、外部記憶装置35、媒体駆動装置36、ネットワーク接続装置37、光電変換装置38を備え、それらの各装置はバス39により互いに結合されている。

【0029】CPU31は、メモリ32に格納されたプログラムと候補テーブルを用いて、パターン認識装置の処理を実現する。メモリ32には、処理に用いられるプログラムとデータが格納されている。このメモリ32は、例えばROM（read only memory）、RAM（random access memory）等を含む。

【0030】入力装置33は、例えばキーボード、ポインティングデバイス等に相当し、ユーザからの要求や指示の入力に用いられる。また、出力装置34は、表示装置やプリンタ等に相当し、ユーザへの問い合わせや処理結果等の出力に用いられる。

【0031】外部記憶装置35は、例えば、磁気ディスク装置、光ディスク装置、光磁気ディスク装置等である。この外部記憶装置35に、上述のプログラムとデータを保存しておき、必要に応じて、それらをメモリ32にロードして使用することができる。また、外部記憶装置35は、パターン、特徴ベクトル、候補テーブル等を保存するデータベースとしても使用される。

【0032】媒体駆動装置36は、可搬記録媒体40を駆動し、その記憶内容にアクセスすることができる。可搬記録媒体40としては、メモ리카ード、フロッピーディスク、CD-ROM（compact disk read only memory）、光ディスク、光磁気ディスク等、任意のコンピュータ読み取り可能な記録媒体を使用することができる。この可搬記録媒体40に、上述のプログラムとデータを格納しておき、必要に応じて、それらをメモリ32にロードして使用することができる。

【0033】ネットワーク接続装置37は、LAN（local area network）等の任意の通信ネットワークに接続され、通信に伴うデータ変換等を行う。パターン認識装置は、ネットワーク接続装置37を介して、外部の情報提供者の装置40'（データベース等）と通信する。これにより、必要に応じて、上述のプログラムとデータを装置40'からネットワークを介して受け取り、それらをメモリ32にロードして使用することができる。光電変換装置38は、例えばイメージスキャナであり、処理対象となるパターンの入力に用いられる。

50

【0034】次に、図5から図14までを参照しながら、参照特徴ベクトルと候補テーブルの具体例およびパターン認識装置の機能構成について説明する。図5は、本実施形態で用いられる候補テーブルの構造を示している。図5の候補テーブルには、複数の参照特徴分割要素と候補カテゴリ集合の組が格納され、参照特徴ベクトルの分類に用いられる。

【0035】図6は、入力された特徴ベクトルの部分特徴ベクトルを用いて高速分類を行う候補テーブルを有する第1のパターン認識装置の構成図である。図6のパターン認識装置は、特徴ベクトルから計算される参照特徴ベクトルの値とカテゴリ集合の組を保持した候補テーブル41と、候補カテゴリ計算部42を備える。

【0036】候補カテゴリ計算部42は、入力された特徴ベクトルのある部分特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして、その参照特徴ベクトルの値と候補テーブル41を用いて候補カテゴリ集合を求め、それを出力する。

【0037】ここで、特徴ベクトルの成す特徴空間は、互いに交わらないK個のカテゴリ特徴集合（カテゴリ） $C_1, C_2, \dots, C_K$ で覆われているとする。このとき、すべてのカテゴリ特徴集合の集合を $C_{SET}$ とすると、

$$C_{SET} = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$$

と書ける。また、特徴空間の次元数をNとすると、特徴ベクトル $f$ は、その要素を用いて、

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$$

と書ける。このとき、候補カテゴリ計算部42は、入力特徴ベクトル $f_{IN}$ の属するカテゴリ $C_{IN} \in C_{SET}$ を含む候補カテゴリ集合 $C_{CAND}$ を推定して、それを出力する。参照特徴ベクトルとしては、特徴ベクトルの任意の部分特徴ベクトルを用いることができる。

【0038】例えば、2次元の部分特徴ベクトル $g = (f_1, f_2)$ を参照特徴ベクトルとすると、候補テーブル41は、2次元の部分特徴ベクトルの値と候補カテゴリ集合の組により構成される。そして、2次元の部分特徴ベクトルのとり得るすべての値が候補テーブルに登録される。ここで、特徴ベクトル $f$ の各要素は、それぞれ3種類の値0, 1, 2のいずれかをとり得るものとする、候補テーブル41は次のようになる。

(0, 0),  $C_{(0)}$   
 (0, 1),  $C_{(0)}$   
 (0, 2),  $C_{(0)}$   
 (1, 0),  $C_{(1)}$   
 (1, 1),  $C_{(1)}$   
 (1, 2),  $C_{(1)}$   
 (2, 0),  $C_{(2)}$   
 (2, 1),  $C_{(2)}$   
 (2, 2),  $C_{(2)}$

ここで、 $C_{(p)} \subset C_{SET}$ は、参照特徴ベクトルの値 $(p, q)$  ( $p = 0, 1, 2; q = 0, 1, 2$ )に対応

する候補カテゴリ集合である。この場合、参照特徴空間における点 $(p, q)$ が参照特徴分割要素となる。

【0039】候補カテゴリ計算部42は、入力された特徴ベクトルから2次元の参照特徴ベクトルの値 $(p, q)$ を求めて、候補テーブル41の中から $(p, q)$ を左要素に持つ組を求め、その右要素の候補カテゴリ集合 $C_{(p)}$ を出力する。

【0040】このようなパターン認識装置を用いると、距離計算を行うことなくテーブル引きにより高速に候補カテゴリ集合を求めることができる。また、候補テーブル41に保持している候補カテゴリ集合がそれぞれ適切なものであれば、高精度かつ高速にパターン認識を実行するパターン認識装置が実現できる。

【0041】図7は、入力されたパターンから特徴ベクトルを求め、特徴ベクトルの部分特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして、候補テーブルを用いた高速分類を行う第2のパターン認識装置の構成図である。

【0042】図7のパターン認識装置は、入力された文字パターンから特徴ベクトルを抽出する特徴抽出部51と、候補カテゴリ計算部52と、候補テーブル53とを備えている。候補テーブル53は、例えば、学習用文字パターン集合を用いて作成される。

【0043】ここで、文字パターンのカテゴリはK個あるものとし、対応する特徴ベクトルの成す特徴空間は、互いに交わらないK個のカテゴリ特徴集合 $C_1, C_2, \dots, C_K$ で覆われているとする。このとき、すべてのカテゴリ特徴集合の集合 $C_{SET}$ は、

$$C_{SET} = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$$

と書ける。候補カテゴリ計算部52は、入力文字パターン $P_{IN}$ の属するカテゴリ $C_{IN} \in C_{SET}$ を含む候補カテゴリ集合 $C_{CAND}$ を推定して、それを出力する。

【0044】まず、特徴抽出部51による特徴抽出処理について説明する。文字パターンからの特徴抽出によく用いられている特徴量として、方向線素特徴量がある。これは、文字パターンを2次元の格子状に分割し、各升目内の文字パターンの輪郭方向成分の数を数えて、それを特徴量としたものである。

【0045】例えば、縦7×横7の格子を用いた場合、升目の数は合計49個になる。輪郭方向成分を大まかに、横・縦・右斜め・左斜めの4方向とすると、 $4 \times 4 = 16$ 個の特徴量を得ることができる。これにより、入力された文字パターンから16次元の特徴ベクトルが抽出されることになる。

【0046】一般に、特徴空間の次元数をNとすると、特徴ベクトル $f$ は、その要素を用いて、

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$$

と書ける。特徴ベクトル $f$ の各要素の値は、特定の升目に含まれる輪郭画素のうち、特定の方向成分を持つ画素の数に対応しており、例えば、0以上の整数値で表される。

【0047】さらに、特徴ベクトルの1つの要素 $f_1$ を1次元の参照特徴ベクトル $r$ とし、参照特徴ベクトルのとり得る値の範囲を $A \leq r < B$ とすると、区間 $[A, B)$ が、参照特徴空間となる。

【0048】候補テーブルの要素となる参照特徴分割要素として、参照特徴空間 $[A, B)$ を、格子状に分割したものをを用いることにする。この場合、参照特徴空間が1次元であるから、区間 $[A, B)$ を、

$$A = s_{-1} < s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_L = B$$

のように $L+1$ 個の区間 $R_i = [s_{i-1}, s_i)$  ( $i = 0, 1, \dots, L$ )に分割すると、それぞれの区間 $R_i$ が参照特徴分割要素となる。参照特徴空間を無限空間として定義する場合は、 $A = -\infty$ 、 $B = +\infty$ とすればよい。

【0049】例えば、図8に示す1次元の参照特徴空間55の場合は、 $L=6$ として、 $R_0 = (-\infty, s_0)$ 、 $R_1 = [s_0, s_1)$ 、 $R_2 = [s_1, s_2)$ 、 $R_3 = [s_2, s_3)$ 、 $R_4 = [s_3, s_4)$ 、 $R_5 = [s_4, s_5)$ 、 $R_6 = [s_5, +\infty)$ の7つの参照特徴分割要素に分割されている。

【0050】それぞれの参照特徴分割要素 $R_i$ に対する候補カテゴリ集合は、学習用文字パターン集合の各文字カテゴリに対する参照特徴射影を推定することにより求められる。そして、それらの候補カテゴリ集合を用いて、候補テーブル53が作成される。

【0051】ただし、学習用文字パターン集合は、各文字カテゴリに属する文字パターンを十分な数だけ含んでいるものとする。特定の文字カテゴリ $C_k$ に対する参照特徴射影の推定は、次のようにして行われる。

【0052】まず、学習用文字パターン集合から文字カテゴリ $C_k$ に属する文字パターンを取り出し、それぞれの文字パターンを特徴抽出して、対応する特徴ベクトルを求める。次に、得られた特徴ベクトルの集合から、各特徴ベクトルの第1要素 $f_1$ の集合 $F_k$ を求めると、集合 $F_k$ は文字カテゴリ $C_k$ の参照特徴射影を近似する分布を形成する。この集合 $F_k$ の要素の最小値 $MIN_k$ と最大値 $MAX_k$ を求め、さらに特定のマージン $M$ を考慮して、文字カテゴリ $C_k$ の参照特徴射影の推定値 $Q_k$ を、

$$Q_k = [MIN_k - M, MAX_k + M]$$

のような閉区間とすることができる。

【0053】以上のようにして求めた参照特徴分割要素 $R_i$ と、各文字カテゴリ $C_k$ に対する参照特徴射影 $Q_k$ とから、それぞれの参照特徴分割要素 $R_i$ と組にするべき候補カテゴリ集合 $D_i$ が求められる。

【0054】ここでは、ある参照特徴分割要素 $R_i$ と参照特徴射影 $Q_k$ が共通部分を持つ（積集合が空集合でない）ような文字カテゴリ $C_k$ の集合を、その参照特徴分割要素 $R_i$ に対する候補カテゴリ集合 $D_i$ とすることにする。これにより、候補カテゴリ集合 $D_i$ は、参照特徴

分割要素 $R_i$ に属する参照特徴ベクトルの値を持つ文字パターンが属する可能性のある文字カテゴリを列挙したものとなる。

【0055】したがって、認識精度を保つために十分なだけの文字カテゴリを含む候補カテゴリ集合 $D_i$ が得られ、候補テーブル53は、参照特徴分割要素 $R_i$ と候補カテゴリ集合 $D_i$ の組により構成される。

【0056】図8の特徴空間54においては、カテゴリ $B, C, G, H, K$ の射影が参照特徴分割要素 $R_3$ と共通部分を持つので、これらを要素とする集合 $(B, C, G, H, K)$ が参照特徴分割要素 $R_3$ に対応する候補カテゴリ集合となる。他の参照特徴分割要素に対応する候補カテゴリ集合も同様に求められ、候補テーブル53は、例えば、図9に示すようになる。

【0057】候補カテゴリ計算部52は、入力された特徴ベクトルの第1要素の値が $r$ である場合、これを参照特徴ベクトルの値とし、まず、この値 $r$ の属する参照特徴分割要素 $R_i$ を求める。ここでは、参照特徴分割要素 $R_i$ は1次元の区間であるから、値 $r$ がどの区間に属するのかを判定することは容易である。次に、候補テーブル53を用いて、参照特徴分割要素 $R_i$ に対応する候補カテゴリ $D_i$ を求め、これを文字認識結果として出力する。出力された候補カテゴリ集合には、入力文字パターンの属する文字カテゴリが属していることが期待できる。

【0058】このようなパターン認識装置を用いると、距離計算を行うことなくテーブル引きにより入力文字パターンが属すると推定できる候補カテゴリを、非常に高速にかつ精度を低下させることなく求めることができる。

【0059】図10は、入力された文字パターンから特徴ベクトルを求め、特徴ベクトルの部分特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして、候補テーブルを用いた詳細な高速分類を行う第3のパターン認識装置の構成図である。

【0060】図10のパターン認識装置は、特徴抽出部61、候補カテゴリ計算部62、詳細分類部63、候補テーブル64、および詳細分類のための辞書65を備える。特徴抽出部61は、入力した文字パターンから特徴ベクトルを抽出する。

【0061】ここでは、候補テーブル64を作成するために、辞書65に登録されている各文字カテゴリに対する代表特徴ベクトルの作るボロノイ（外1）分割を用い

【0062】

【外1】

Voronoi

【0063】る。ボロノイ分割とは、任意の空間内において複数の点を与えられたとき、それらの点からの距離に基づいて定義される領域の一種であり、ボロノイ領域



とも呼ばれる。

【0064】カテゴリ特徴集合の集合 $C_{SET}$ 、特徴ベクトル $f$ 、参照特徴空間、参照特徴分割要素 $R_i$ 等の表記法と特徴抽出処理の内容については、第2のパターン認識装置の場合と同様である。候補カテゴリ計算部62は、入力文字パターン $P_{IN}$ の属するカテゴリ $C_{IN} \in C_{SET}$ を含む候補カテゴリ集合 $C_{CAND}$ を推定して、それを出力する。

【0065】詳細分類部63は、候補カテゴリ計算部62が出力した候補カテゴリを入力として、辞書65を用いて距離計算を行う。辞書65は、各文字カテゴリに対する代表特徴ベクトルを保持しており、詳細分類部63は、入力文字パターンに対応する特徴ベクトルからの距離が最小であるような代表特徴ベクトルを求めて、それに対応する文字カテゴリを推定文字カテゴリとして出力する。

【0066】ここでは、各文字カテゴリ $C_k$ に対する参照特徴射影の推定値 $Q_k$ を、学習用文字パターン集合を用いて求めるのではなく、詳細分類のための辞書65に登録されている各文字カテゴリ $C_j$ に対する代表特徴ベクトル $E_j$ の集合から得られるボロノイ分割 $V_k$ を用いて求める。

【0067】ここで、文字カテゴリ $C_k$ に対するボロノイ分割 $V_k$ とは、特徴空間において、任意の特徴ベクトル $f$ と辞書65に登録されているすべての代表特徴ベクトルとの距離を求めたとき、文字カテゴリ $C_k$ に対する代表特徴ベクトル $E_k$ との距離が最小となるような特徴ベクトル $f$ の集合のことである。距離計算に基づく詳細分類によって特徴空間を分割すると、ボロノイ分割が得られることが知られている。

【0068】例えば、2次元の特徴空間において、カテゴリ $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6$ に対する代表特徴ベクトル $E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6$ が与えられたとき、対応するボロノイ分割 $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6$ は、図11に示ようになる。図11において、ボロノイ分割 $V_3$ とボロノイ分割 $V_5$ の境界上の特徴ベクトル $f = (f_1, f_2)$ は、代表特徴ベクトル $E_3$ と $E_5$ から等距離の位置にある。他の境界上の点についても同様である。

【0069】一般に、 $N$ 次元の特徴空間において、ユークリッド距離を用いた場合には、ボロノイ分割は特徴空間内の超平面で囲まれた超凸多面体となり、市街区距離（シティブロック距離）を用いた場合には、ボロノイ分割は超多面体となる。また、マハラノビス（Mahalanobis）距離のような非線形な距離を用いた場合には、ボロノイ分割は超曲面で囲まれた有界な部分集合となる。

【0070】ここで、 $N$ 次元空間の超曲面とは $N-1$ 次元の曲面を意味し、超平面とはその特殊な場合を意味する。シティブロック距離等の様々な距離の定義とその意味については、後述することにする。特徴ベクトル $f$ の

1つの要素 $f_1$ を参照特徴ベクトルとすると、参照特徴空間へのボロノイ分割 $V_k$ の参照特徴射影の推定値 $Q_k$ は、ボロノイ分割 $V_k$ に属する特徴ベクトル $f$ の要素 $f_1$ の値の範囲として与えられる。距離がユークリッド距離の場合は、線型計画法によりボロノイ分割 $V_k$ の参照特徴ベクトルの最小値・最大値を求めることができ、それらの値から参照特徴射影の推定値 $Q_k$ が得られる。

【0071】また、より一般的な距離の場合でも、1次元の参照特徴ベクトルを用いていれば、非線形計画法によりボロノイ分割 $V_k$ から参照特徴射影の推定値 $Q_k$ を求めることができる。線型計画法および非線形計画法による参照特徴射影の推定方法については、後述することにする。

【0072】以上のようにして求めた参照特徴分割要素 $R_i$ と、各文字カテゴリ $C_k$ に対する参照特徴射影 $Q_k$ とを用いて、それぞれの参照特徴分割要素 $R_i$ と組にすべき候補カテゴリ集合 $D_i$ が求められる。

【0073】例えば、第2のパターン認識装置の場合と同様に、参照特徴分割要素 $R_i$ と参照特徴射影 $Q_k$ が共通部分を持つような文字カテゴリ $C_k$ の集合を、その参照特徴分割要素 $R_i$ に対する候補カテゴリ集合 $D_i$ とすればよい。これにより、候補カテゴリ集合 $D_i$ は、参照特徴分割要素 $R_i$ に属する参照特徴ベクトルの値を持つ文字パターンが属する可能性のある文字カテゴリを列挙したものとなる。

【0074】図12は、カテゴリのボロノイ分割と2次元の参照特徴空間の関係を示している。図12の特徴空間71において、各カテゴリに対するボロノイ分割 $A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M$ を参照特徴空間72へ射影することにより、参照特徴空間72における各ボロノイ分割の射影領域が得られる。この領域が参照特徴射影の推定値となる。

【0075】そして、各参照特徴分割要素に対して、その領域と各カテゴリの参照特徴射影との共通部分を求め、共通部分が存在するカテゴリの集合を、対応する候補カテゴリ集合とする。

【0076】ここでは、カテゴリ $B, C, G, H, K$ の射影が参照特徴分割要素 $x$ と共通部分を持つので、図2のレコードと同様に、これらを要素とする集合 $(B, C, G, H, K)$ が参照特徴分割要素 $x$ に対応する候補カテゴリ集合となる。他の参照特徴分割要素 $y$ に対応する候補カテゴリ集合も、同様にして求められる。

【0077】候補テーブル64は、参照特徴分割要素 $R_i$ と候補カテゴリ集合 $D_i$ の組により構成され、候補カテゴリ計算部62は、第2のパターン認識装置の場合と同様に、候補テーブル64を用いて、入力された特徴ベクトルから候補カテゴリ集合を求め、それを詳細分類部63に渡す。

【0078】詳細分類部63は、辞書65を参照して、候補カテゴリ計算部62により絞り込まれた候補カテ

10

20

30

40

50

リ集合に属する各文字カテゴリの代表特徴ベクトルを取り出す。そして、それらの各代表特徴ベクトルと入力された文字パターンに対する特徴ベクトルとの距離を計算し、距離が最小となるような文字カテゴリを推定文字カテゴリとして出力する。

【0079】このように、詳細分類で用いられる各文字カテゴリに対するボロノイ分割の参照特徴射影を求め、参照特徴分割要素と共通部分を持つ参照特徴射影に対応する文字カテゴリを候補カテゴリとすることで、詳細分類のために必要かつ十分な文字カテゴリから成る候補カテゴリ集合を求めることができる。

【0080】これにより、入力文字パターンが属すると推定できる候補カテゴリを、詳細分類の精度を保証しつつ、テーブル引きにより非常に高速に絞り込むことができ、詳細分類の対象文字カテゴリを大幅に削減することができる。したがって、高精度かつ高速にパターン認識を実行するパターン認識装置が実現される。次に、図10のパターン認識装置において、特徴ベクトル $f$ の2つの要素( $f_1, f_2$ )を2次元の参照特徴ベクトル $r$ とする場合を考えてみる。参照特徴ベクトル $r$ の各要素のとり得る値の範囲を、 $f_1 \in [A_1, B_1), f_2 \in [A_2, B_2)$ とすると、矩形領域 $[A_1, B_1) \times [A_2, B_2)$ が参照特徴空間となる。

【0081】候補テーブル64の要素となる参照特徴分割要素として、参照特徴空間 $[A_1, B_1) \times [A_2, B_2)$ を、格子状に分割したものをを用いる。このため、次に示すように、区間 $[A_1, B_1)$ を $L_1 + 1$ 個の区間に分割し、区間 $[A_2, B_2)$ を $L_2 + 1$ 個の区間に分割する。

$A_1 = s_{-1} < s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_{L_1} = B_1$   
 $A_2 = t_{-1} < t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_{L_2} = B_2$   
 インデックス $i, j$ を用いると、参照特徴分割要素 $R(i)$ は、

$R(i) = \text{矩形}[s_{i-1}, s_i) \times [t_{j-1}, t_j)$   
 のように定義される。ここで、 $i = 0, 1, \dots, L_1, j = 0, 1, \dots, L_2$ である。これにより、参照特徴分割要素 $R(i)$ は2次元の矩形領域となる。例えば、図13に示す2次元の参照特徴空間74の場合は、 $L_1 = 5, L_2 = 3$ として、 $(5+1) \times (3+1) = 24$ 個の参照特徴分割要素に分割されている。

【0082】次に、各文字カテゴリ $C_k$ に対するボロノイ分割 $V_k$ に属するすべての特徴ベクトルを取り出し、それらの参照特徴ベクトル( $f_1, f_2$ )の値の範囲を、参照特徴射影の推定値 $Q_k$ とする。そして、参照特徴分割要素 $R(i)$ と参照特徴射影 $Q_k$ が共通部分を持つような文字カテゴリ $C_k$ の集合を、その参照特徴分割要素 $R(i)$ に対する候補カテゴリ集合 $D(i)$ とする。

【0083】この場合、候補テーブル64は、参照特徴分割要素 $R(i)$ と候補カテゴリ集合 $D(i)$ の組によ

り構成される。特徴抽出部61および詳細分類部63の処理については、上述した通りである。

【0084】図13の特徴空間73においては、カテゴリ $B, C, K$ の射影が参照特徴分割要素 $X = [s_2, s_3) \times [t_0, t_1)$ と共通部分を持つので、これらを要素とする集合( $B, C, K$ )が参照特徴分割要素 $X$ に対応する候補カテゴリ集合となる。また、カテゴリ $G, H, K$ の射影が参照特徴分割要素 $Y = [s_2, s_3) \times [t_1, t_2)$ と共通部分を持つので、これらを要素とする集合( $G, H, K$ )が参照特徴分割要素 $Y$ に対応する候補カテゴリ集合となる。したがって、候補テーブル64は、例えば、図14に示すようになる。

【0085】候補カテゴリ計算部62は、入力された特徴ベクトルの第1要素、第2要素の値がそれぞれ $r_1, r_2$ である場合、 $r = (r_1, r_2)$ を参照特徴ベクトルの値とし、まず、この値の属する参照特徴分割要素 $R(i)$ を求める。参照特徴分割要素 $R(i)$ は2次元の矩形領域であるから、値 $r$ がどの領域に属するかを判定するのは容易である。次に、候補テーブル64を用いて、参照特徴分割要素 $R(i)$ に対応する候補カテゴリ集合 $D(i)$ を求めて、それを詳細分類部63に渡す。

【0086】このように、参照特徴空間は1次元空間に限られず、一般に任意の次元の空間に設定することが可能である。ここで、参照特徴空間が2次元以上の場合の候補テーブルの作成方法をまとめておく。以下の例は、参照特徴空間が2次元の場合であるが、3次元以上の場合も同様にして候補テーブルを作成できる。

【0087】まず、参照特徴空間を各座標軸に垂直な直線で区切って格子状に分割し、各格子(升目)を参照特徴分割要素とする場合を考える。この場合、各格子の2次元インデックスを $(i, j)$ として、対応する格子を $K(i, j)$ で表すことにする。カテゴリ $C$ の参照特徴空間への射影が、格子 $K(i, j)$ と共通部分を持つ場合には、カテゴリ $C$ を、格子 $K(i, j)$ に対する候補カテゴリ集合 $S(i, j)$ の要素とする。

【0088】こうしてできた参照特徴空間の各格子 $K(i, j)$ と候補カテゴリ集合 $S(i, j)$ の組を、格子のインデックス $(i, j)$ と候補カテゴリ集合に属する各カテゴリのインデックスを用いて表現し、候補テーブルとして保持する。

【0089】次に、参照特徴空間を量子化点を用いてボロノイ分割し、各ボロノイ領域を参照特徴分割要素とする場合を考える。この場合、参照特徴空間の各ボロノイ領域を代表する量子化点のインデックスを $i$ として、各量子化点を $(x_i, y_i)$ で表すことにする。カテゴリ $C$ の参照特徴空間への射影が、量子化点 $(x_i, y_i)$ のボロノイ領域 $V_i$ と共通部分を持つ場合には、カテゴリ $C$ を、ボロノイ領域 $V_i$ に対する候補カテゴリ集合 $S(i)$ の要素とする。

【0090】こうしてできた参照特徴空間の各ボロノイ

領域  $V_i$  と候補カテゴリ集合  $S(i)$  の組を、ボロノイ領域  $V_i$  を代表する量子化点のインデックスと候補カテゴリ集合に属する各カテゴリのインデックスを用いて表現し、候補テーブルとして保持する。

【0091】これらの例において、あるカテゴリの参照特徴空間への射影を求める方法としては、例えば、上述した2つの方法がある。1つは、学習用パターン集合（学習パターン）に対応する特徴ベクトルをそれぞれ参照特徴空間に射影することにより、参照特徴射影を推定する方法であり、もう1つは、詳細分類時の辞書に登録されている代表特徴ベクトルを用いたボロノイ分割をもとに、参照特徴射影を推定する方法である。

【0092】ここで、図15から図19までを参照しながら、これらの各推定方法を用いた候補テーブル作成処理のフローを説明する。図15は、学習パターンを用いた候補テーブル作成処理のフローチャートである。図15のフローチャートは、1次元の参照特徴空間の場合について記述されているが、より高次元の参照特徴空間の場合についても同様である。

【0093】処理が開始されると、パターン認識装置は、まず、参照特徴空間における参照特徴分割要素  $R_i = [s_{i-1}, s_i]$  を  $i = 0, 1, \dots, L$  について求める（ステップS1）。次に、各カテゴリ  $C_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) に対する参照特徴射影の推定値  $Q_k = [MIN_k, MAX_k]$  を、学習パターンの参照特徴空間への射影を用いて求める（ステップS2）。

【0094】次に、各参照特徴分割要素  $R_i$  に対する候補カテゴリ集合  $D_i$  を、推定値  $Q_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) から求める（ステップS3）。そして、各参照特徴分割要素  $R_i$  と候補カテゴリ集合  $D_i$  の組を候補テーブルに格納し（ステップS4）、処理を終了する。

【0095】図16は、図15のステップS2における参照特徴射影の推定処理のフローチャートである。処理が開始されると、パターン認識装置は、まず、カテゴリ  $C_k$  に属する各学習パターンに対する参照特徴ベクトル  $r$  を求め、それらの参照特徴ベクトルの集合  $F_k$  を生成する（ステップS11）。

【0096】次に、集合  $F_k$  の要素の最小値  $MIN_k$  と最大値  $MAX_k$  を求め（ステップS12）、閉区間  $[MIN_k, MAX_k]$  を推定値  $Q_k$  として（ステップS13）、図15の処理に戻る。ここで、マージン  $M$  を考慮する場合は、閉区間  $[MIN_k - M, MAX_k + M]$  を推定値  $Q_k$  とすればよい。

【0097】図17は、図15のステップS3における候補カテゴリ集合生成処理のフローチャートである。処理が開始されると、パターン認識装置は、まず、候補カテゴリ集合  $D_i$  の初期値を空集合  $\Phi$  とし（ステップS21）、制御変数  $k$  を1とおいて（ステップS22）、参照特徴射影  $Q_k$  と参照特徴分割要素  $R_i$  の積集合  $X$  を求める（ステップS23）。

【0098】次に、積集合  $X$  が空集合かどうかを調べ（ステップS24）、それが空集合でなければ、推定値  $Q_k$  に対応するカテゴリ  $C_k$  を候補カテゴリ集合  $D_i$  に加え（ステップS25）、 $k$  の値を  $K$  と比較する（ステップS26）。 $k$  の値が  $K$  より小さければ、 $k$  を1だけインクリメントし（ステップS27）、ステップS23以降の処理を繰り返す。

【0099】ステップS24において積集合  $X$  が空集合であれば、カテゴリ  $C_k$  を候補カテゴリ集合  $D_i$  に加えずに、直ちにステップS26の処理を行う。そして、ステップS26において  $k$  の値が  $K$  に達すると、図15の処理に戻る。これにより、参照特徴分割要素  $R_i$  と参照特徴射影  $Q_k$  が共通部分を持つようなカテゴリ  $C_k$  が、もれなく候補カテゴリ集合  $D_i$  に加えられる。この処理は、各参照特徴分割要素  $R_i$  について行われる。

【0100】次に、図18は、ボロノイ分割を用いた候補テーブル作成処理のフローチャートである。図18のフローチャートは、1次元の参照特徴空間の場合について記述されているが、より高次元の参照特徴空間の場合についても同様である。

【0101】処理が開始されると、パターン認識装置は、まず、参照特徴空間における参照特徴分割要素  $R_i = [s_{i-1}, s_i]$  を  $i = 0, 1, \dots, L$  について求める（ステップS31）。次に、各カテゴリ  $C_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) に対する参照特徴射影の推定値  $Q_k = [MIN_k, MAX_k]$  を、特徴空間のボロノイ分割をもとに線形計画法を用いて求める（ステップS32）。

【0102】次に、図17の候補カテゴリ集合生成処理と同様にして、各参照特徴分割要素  $R_i$  に対する候補カテゴリ集合  $D_i$  を、推定値  $Q_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) から求める（ステップS33）。そして、各参照特徴分割要素  $R_i$  と候補カテゴリ集合  $D_i$  の組を候補テーブルに格納し（ステップS34）、処理を終了する。

【0103】図19は、図18のステップS32における参照特徴射影の推定処理のフローチャートである。処理が開始されると、パターン認識装置は、まず、辞書に登録されたカテゴリ  $C_k$  に対する代表特徴ベクトル  $E_k$  と、それ以外のカテゴリ  $C_j$  ( $j = 1, \dots, K; j \neq k$ ) に対する代表特徴ベクトル  $E_j$  とから等距離にある平面（等距離面）の方程式を求める（ステップS41）。ただし、特徴空間は  $N$  次元空間であるものとする。

【0104】特徴空間における距離としてユークリッド距離を用いる場合には、ボロノイ分割  $V_k$  は特徴空間内の超凸多面体となり、複数の超平面により囲まれた特徴空間内の部分集合であるといえる。したがって、2つの代表ベクトルからの等距離面である超平面は、それぞれ、特徴ベクトル  $f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$  を変数とする線形方程式で記述される。

【0105】次に、得られた超平面の方程式を用いて、

カテゴリ  $C_k$  に対するボロノイ分割  $V_k$  の満たす連立線形不等式を求める (ステップ S 4 2)。この連立線形不等式は、例えば、次式のように記述される。

$$\begin{cases} A_{11}f_1 + A_{12}f_2 + \dots + A_{1N}f_N \leq B_1 \\ A_{21}f_1 + A_{22}f_2 + \dots + A_{2N}f_N \leq B_2 \\ A_{31}f_1 + A_{32}f_2 + \dots + A_{3N}f_N \leq B_3 \\ \vdots \\ A_{K-1,1}f_1 + A_{K-1,2}f_2 + \dots + A_{K-1,N}f_N \leq B_{K-1} \end{cases}$$

【0107】次に、特徴ベクトル  $f$  とある方向ベクトル  $h = (h_1, h_2, \dots, h_N)$  との内積を、1次元の参照特徴ベクトル (参照特徴)  $r$  とする (ステップ S 4 3)。このとき、

$$r = h_1 f_1 + h_2 f_2 + \dots + h_N f_N$$

となり、参照特徴  $r$  は、特徴ベクトル  $f$  の各要素の線形結合で表現される。

【0108】したがって、参照特徴射影  $Q_k$  を求める問題は、上記連立線形不等式を満たすような線形結合  $r$  の最小値・最大値を求める線形計画問題に帰着される。この問題は、公知の線形計画法で解くことができる。

【0109】そこで、線形計画法を用いて、得られた連立不等式の制約のもとで、参照特徴  $r$  の最小値  $MIN_k$  と最大値  $MAX_k$  を求め (ステップ S 4 4)、閉区間  $[MIN_k, MAX_k]$  を参照特徴射影の推定値  $Q_k$  として (ステップ S 4 5)、図 18 の処理に戻る。

【0110】ここでは、推定処理に線形計画法を用いるものとしたが、より一般的には、非線形計画法を用いて、1次元区間の最小値・最大値を求めることができる。この場合は、特徴ベクトルの要素からある非線形関数  $R$  により得られる次のような値を、参照特徴  $r$  とする。

$$r = R(f_1, f_2, \dots, f_N)$$

このとき、ボロノイ分割は特徴空間内の超凸曲面で囲まれた特徴空間内の部分集合となる。したがって、文字カテゴリ  $C_k$  に対するボロノイ分割  $V_k$  は、次のような連立非線形不等式により記述できる。

【0111】

【数2】

$$\begin{cases} S_1(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ S_2(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ S_3(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \\ \vdots \\ S_{K-1}(f_1, f_2, \dots, f_N) \leq 0 \end{cases}$$

【0112】したがって、参照特徴射影  $Q_k$  を求める問題は、上記連立不等式を満たすような参照特徴  $r$  の最小

【0106】  
【数1】

値・最大値を求める非線形計画問題に帰着される。非線形計画問題のコンピュータによる数値計算手法は数理計画法の一分野として広く知られており、それを用いてこの問題を解くことができる。

【0113】以上説明した実施形態においては、候補カテゴリを求めるために1種類の参照特徴ベクトルを用いているが、1つの特徴ベクトルから計算される複数の参照特徴ベクトルを用いて、対応する複数の候補カテゴリ集合を求め、それらの論理積を出力する構成も考えられる。

【0114】この場合、様々な参照特徴ベクトルに対応する複数の候補テーブルを用意し、各候補テーブル毎に候補カテゴリ計算部を設ける。各候補カテゴリ計算部は、特定の種類の参照特徴ベクトルの値を入力とし、対応する候補テーブルを参照して、対応する候補カテゴリ集合を出力する。さらに、これらの候補カテゴリ集合の論理積を計算する候補カテゴリ絞り込み部を設け、候補カテゴリ集合を段階的に絞り込んで出力する。

【0115】図20は、2種類の参照特徴ベクトルを用いて、2段階の候補カテゴリ計算を実行する第4のパターン認識装置の構成図である。図20のパターン認識装置は、参照特徴ベクトル計算部81、候補テーブル82、83、候補カテゴリ計算部84、85、および候補カテゴリ絞り込み部86を備える。

【0116】参照特徴ベクトル計算部81は、入力されたN次元の特徴ベクトル  $f$  から、2つの参照特徴ベクトル  $r_1, r_2$  を計算する。第1段階の候補カテゴリ計算部84は、参照特徴ベクトル  $r_1$  を入力とし、あらかじめ保持された候補テーブル82を用いて、候補カテゴリ集合  $D_1(r_1)$  を出力する。また、第2段階の候補カテゴリ計算部85は、参照特徴ベクトル  $r_2$  を入力とし、あらかじめ保持された候補テーブル83を用いて、候補カテゴリ集合  $D_2(r_2)$  を出力する。

【0117】候補カテゴリ絞り込み部86は、2つの候補カテゴリ集合  $D_1(r_1), D_2(r_2)$  を入力として、それらの積集合  $D_1(r_1) \cap D_2(r_2)$  を求め、それを最終的な候補カテゴリ集合として出力する。

【0118】参照特徴ベクトル計算部81は、例えば、特徴ベクトル  $f$  の第1の要素  $f_1$  を1次元の参照特徴ベ

クトル  $r_1$  として、特徴ベクトル  $f$  の第 2 の要素  $f_2$  を 1 次元の参照特徴ベクトル  $r_2$  として出力する。各参照特徴ベクトルのとり得る値の範囲を  $A_1 \leq r_1 < B_1$ ,  $A_2 \leq r_2 < B_2$  とすると、区間  $[A_1, B_1)$  が第 1 の参照特徴空間、区間  $[A_2, B_2)$  が第 2 の参照特徴空間となる。

【0119】ここでは、候補テーブルの要素となる参照特徴分割要素として、各参照特徴空間を格子状に分割したものをを用いることにする。参照特徴空間  $[A_1, B_1)$  および  $[A_2, B_2)$  はともに 1 次元であるから、それらを、それぞれ次のように  $L_1$  個、 $L_2$  個の区間に分割し、各区間を参照特徴分割要素とする。

$$A_1 = s_0 < s_1 < s_2 < \dots < s_{L_1} = B_1$$

$$A_2 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_{L_2} = B_2$$

これにより、参照特徴空間  $[A_1, B_1)$  のそれぞれの区間  $[s_{i-1}, s_i)$  が、参照特徴ベクトル  $r_1$  に対する参照特徴分割要素  $R_{1i}$  となる。ここで、 $i = 1, \dots, L_1$  である。また、参照特徴空間  $[A_2, B_2)$  のそれぞれの区間  $[t_{j-1}, t_j)$  が、参照特徴ベクトル  $r_2$  に対する参照特徴分割要素  $R_{2j}$  となる。ここで、 $j = 1, \dots, L_2$  である。

【0120】それぞれの参照特徴分割要素  $R_{1i}$  あるいは  $R_{2j}$  に対する候補カテゴリ集合は、学習用特徴ベクトル集合を用いて各カテゴリに対する参照特徴射影を推定することにより求められる。学習用特徴ベクトル集合は、各カテゴリに属する特徴ベクトルを十分な数だけ含んでいるものとする。特定のカテゴリ  $C_k$  に対する参照特徴射影の推定方法は、以下の通りである。

【0121】まず、学習用特徴ベクトル集合に属するカテゴリ  $C_k$  に対する特徴ベクトルの集合から、特徴ベクトルの第 1 の要素  $f_1$  の集合  $F_{1k}$  を求める。この集合  $F_{1k}$  は、カテゴリ  $C_k$  の第 1 の参照特徴射影を近似する分布を形成する。この集合  $F_{1k}$  の要素の最小値  $\text{MIN}(F_{1k})$  および最大値  $\text{MAX}(F_{1k})$  を求め、さらに特定のマージン  $M$  を考慮して、カテゴリ  $C_k$  の第 1 の参照特徴射影の推定値  $Q_{1k}$  を、

$$Q_{1k} = [\text{MIN}(F_{1k}) - M, \text{MAX}(F_{1k}) + M]$$

とする。

【0122】第 2 の参照特徴射影の推定も同様にして行う。まず、学習用特徴ベクトル集合に属するカテゴリ  $C_k$  に対する特徴ベクトルの集合から、特徴ベクトルの第 2 の要素  $f_2$  の集合  $F_{2k}$  を求める。この集合  $F_{2k}$  は、カテゴリ  $C_k$  の第 2 の参照特徴射影を近似する分布を形成する。この集合  $F_{2k}$  の要素の最小値  $\text{MIN}(F_{2k})$  および最大値  $\text{MAX}(F_{2k})$  を求め、さらに特定のマージン  $M$  を考慮して、カテゴリ  $C_k$  の第 2 の参照特徴射影の推定値  $Q_{2k}$  を、

$$Q_{2k} = [\text{MIN}(F_{2k}) - M, \text{MAX}(F_{2k}) + M]$$

とする。

【0123】そして、このようにして得られた参照特徴

分割要素  $R_{1i}$ ,  $R_{2j}$  と、各カテゴリ  $C_k$  に対する参照特徴射影  $Q_{1k}$ ,  $Q_{2k}$  とを用いて、参照特徴分割要素  $R_{1i}$ ,  $R_{2j}$  とそれぞれ組にすべき候補カテゴリ集合  $D_{1i}(r_1) = D_{1i}$ ,  $D_{2j}(r_2) = D_{2j}$  を、次のようにして求める。

【0124】参照特徴分割要素  $R_{1i}$  と、対応する参照特徴射影  $Q_{1k}$  が共通部分を持つようなカテゴリ  $C_k$  の集合を、その参照特徴分割要素  $R_{1i}$  に対する候補カテゴリ集合  $D_{1i}$  とする。これにより、参照特徴分割要素  $R_{1i}$  に属する参照特徴ベクトルの値を持つ特徴ベクトルが属する可能性のあるカテゴリを列挙したものが、候補カテゴリ集合  $D_{1i}$  となる。

【0125】同様にして、参照特徴分割要素  $R_{2j}$  と、対応する参照特徴射影  $Q_{2k}$  が共通部分を持つようなカテゴリ  $C_k$  の集合を、その参照特徴分割要素  $R_{2j}$  に対する候補カテゴリ集合  $D_{2j}$  とする。これにより、参照特徴分割要素  $R_{2j}$  に属する参照特徴ベクトルの値を持つ特徴ベクトルが属する可能性のあるカテゴリを列挙したものが、候補カテゴリ集合  $D_{2j}$  となる。

【0126】候補カテゴリ計算部 84 が参照する候補テーブル 82 は、参照特徴分割要素  $R_{1i}$  と候補カテゴリ集合  $D_{1i}$  の組により構成される。同様にして、候補カテゴリ計算部 85 が参照する候補テーブル 83 は、参照特徴分割要素  $R_{2j}$  と候補カテゴリ集合  $D_{2j}$  の組により構成される。

【0127】候補カテゴリ計算部 84 は、与えられた参照特徴ベクトルの値が  $r_1$  である場合、まず、この値  $r_1$  の属する参照特徴分割要素  $R_{1i}$  を求める。次に、候補テーブル 82 を用いて、参照特徴分割要素  $R_{1i}$  に対応する候補カテゴリ集合  $D_{1i}$  を求めて、それを出力する。出力された候補カテゴリ集合  $D_{1i}$  には、入力特徴ベクトルの属するカテゴリが含まれていることが期待できる。

【0128】同様にして、候補カテゴリ計算部 85 は、与えられた参照特徴ベクトルの値が  $r_2$  である場合、まず、この値  $r_2$  の属する参照特徴分割要素  $R_{2j}$  を求める。次に、候補テーブル 83 を用いて、参照特徴分割要素  $R_{2j}$  に対応する候補カテゴリ集合  $D_{2j}$  を求めて、それを出力する。出力された候補カテゴリ集合  $D_{2j}$  には、入力特徴ベクトルの属するカテゴリが含まれていることが期待できる。

【0129】そして、候補カテゴリ絞り込み部 86 は、2 つの候補カテゴリ集合  $D_{1i}$ ,  $D_{2j}$  の積集合  $D_{1i} \cap D_{2j}$  を求めて、それを最終的な候補カテゴリ集合とする。候補カテゴリ絞り込み部 86 から出力された候補カテゴリ集合には、入力特徴ベクトルの属するカテゴリが依然属していると推定でき、かつ、その要素数は元の 2 つの候補カテゴリ集合  $D_{1i}$ ,  $D_{2j}$  よりも少なくなっている。したがって、候補カテゴリ絞り込み部 86 は、候補カテゴリ集合を段階的に絞り込む役割を果たしていることが分かる。

【0130】このようなパターン認識装置によれば、1次元の参照特徴ベクトルを2つ用いているために、1次元の参照特徴ベクトルが1つの場合より、候補カテゴリ数を減らすことができる。また、2次元の参照特徴ベクトルを1つ用いる場合に比べて、参照特徴分割要素の数が大幅に低減されるため、候補テーブルを保持するために必要な記憶容量を節約することができる。

【0131】このように、比較的低次元の参照特徴ベクトルを複数用いることで、高精度かつ高速にパターン認識を実行するパターン認識装置を、十分実用的な記憶容量で実現することが可能である。このような複数の候補カテゴリ集合を求める処理は、逐次的に行ってもよいが、並列に行えばさらに処理時間が軽減される。

【0132】ところで、本発明のパターン認識装置が認識精度をほとんど低下させないといえる理由を説明しておく。本発明による高速分類を行った後には、通常、元の特徴ベクトルの距離計算を用いた詳細分類をさらに行って、入力パターンのカテゴリを特定する。

【0133】認識精度の低下がゼロであるとは、出力された候補カテゴリ集合の累積認識精度が、後段で行うであろう詳細分類の精度を保証する（落とさない）という意味である。ここで、累積認識精度とは、候補カテゴリ集合のどれか一つに入力パターンの真のカテゴリが含まれている確率を指す。したがって、理想的には、累積認識精度は常に100%であることが望ましい。

【0134】実際には、出力された候補カテゴリ集合の累積認識精度が100%であることは必ずしも要求されず、後段で行われる詳細分類の精度以上であればよい。したがって、十分な数の候補カテゴリを含む候補カテゴリ集合を候補テーブルに登録しておくことで、実用上は精度低下がゼロであるようなパターン認識装置が実現される。

【0135】もし、候補カテゴリ集合の中に真のカテゴリが存在しない場合、つまり分類誤りを起こした場合には、詳細分類でも同様の分類誤りを起こすであろうから、最終的な累積認識精度は変わらないと考えられる。この意味において、本発明による高速分類は、与えられた詳細分類の制約をうまく利用して、精度低下なしの高速化を実現している。

【0136】本発明で用いる参照特徴ベクトルは、必ずしも上述したような特徴ベクトルの部分ベクトルである必要はなく、特徴ベクトルから計算可能な任意のベクトルを参照特徴ベクトルとして用いることができる。例えば、図23に示したパターン認識装置で用いている圧縮特徴ベクトルもその1つである。

【0137】図21は、圧縮特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして候補カテゴリ集合を求め、それに対して詳細分類を行う第5のパターン認識装置の構成図である。図21のパターン認識装置は、特徴抽出部91、特徴圧縮部92、候補カテゴリ計算部93、詳細分類部94、

候補テーブル95、および辞書96を備える。

【0138】特徴抽出部91は、入力パターンから特徴ベクトルを抽出し、特徴圧縮部92は、特徴ベクトルに適当な変換を施して、次元数のより小さな圧縮特徴ベクトルを生成する。次に、候補カテゴリ計算部93は、候補テーブル95を参照して、与えられた圧縮特徴ベクトルに対応する候補カテゴリ集合を求める。

【0139】詳細分類部94は、候補カテゴリ計算部93により出力された候補カテゴリ集合のそれぞれの候補カテゴリに対して、辞書96に保持された代表特徴ベクトルと、入力パターンの特徴ベクトルとの距離を計算する。そして、距離の小さな順に候補カテゴリを並び換えて、最短距離のものから指定された数だけのカテゴリの列を出力する。

【0140】このようなパターン認識装置によれば、特徴圧縮に用いる変換を適当に選ぶことで、所望の参照特徴ベクトルを生成することができ、それに対応した候補テーブルを用いて、より効果的に候補カテゴリ集合を絞り込むことができる。また、特徴圧縮の結果得られた圧縮特徴ベクトルを直接用いて距離計算を行うのではなく、それを候補テーブルを引くための参照値として用いるため、原理的には処理精度の低下を招かない。

【0141】次に、図22は、圧縮特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして候補カテゴリ集合を求め、それに対して大分類および詳細分類を行う第6のパターン認識装置の構成図である。図22のパターン認識装置は、特徴抽出部101、特徴圧縮部102、候補カテゴリ計算部103、大分類部104、詳細分類部105、候補テーブル106、圧縮特徴辞書107、および辞書108を備える。

【0142】特徴抽出部101、特徴圧縮部102、候補カテゴリ計算部103、および候補テーブル106の機能については、それぞれ、図21の特徴抽出部91、特徴圧縮部92、候補カテゴリ計算部93、および候補テーブル95と同様である。

【0143】大分類部104は、候補カテゴリ計算部103により出力された候補カテゴリ集合のそれぞれの候補カテゴリに対して、圧縮特徴辞書107に保持された圧縮特徴ベクトルと、入力パターンの圧縮特徴ベクトルとの距離を計算する。そして、距離の小さな順に候補カテゴリを並び換えて、最短距離のものから指定された数だけのカテゴリの列を候補カテゴリ集合として出力する。

【0144】詳細分類部105は、大分類部104により出力された候補カテゴリ集合のそれぞれの候補カテゴリに対して、辞書108に保持された代表特徴ベクトルと、入力パターンの特徴ベクトルとの距離を計算する。そして、距離の小さな順に候補カテゴリを並び換えて、最短距離のものから指定された数だけのカテゴリの列を出力する。

【0145】このようなパターン認識装置によれば、候補カテゴリ計算部103により出力された候補カテゴリ集合を、大分類部104がさらに絞り込んで詳細分類部105に渡すため、詳細分類の対象となる候補カテゴリがより限定され、処理が高速化される。

【0146】図21および図22のパターン認識装置においては、圧縮特徴ベクトルをそのまま参照特徴ベクトルとしているが、代わりに圧縮特徴ベクトルの部分特徴ベクトルを参照特徴ベクトルとして用いてもよい。この場合、参照特徴ベクトルの次元数がさらに削減され、処理が高速化される。

【0147】特徴ベクトルから圧縮特徴ベクトルを生成する変換としては、線形変換を用いることができる。線形変換は、変換行列とベクトルとの積という比較的単純な計算により特徴ベクトルを圧縮するため、非線形変換と比較して、計算効率が良い。線形変換を用いた特徴圧縮方法としては、正準判別分析、主成分分析等が知られている。

【0148】正準判別分析では、カテゴリ毎に与えられたサンプルパターンのN次元の特徴ベクトルから、カテゴリ間分散行列とカテゴリ内分散行列を計算し、それらの分散行列を用いて固有ベクトルを求めておく。そして、それらのうちM個(M<N)の固有ベクトルを選択して、M次元の空間を定義する。未知のパターンが入力されると、その特徴ベクトルと各固有ベクトルの内積を計算し、それらの値を要素とするM次元の圧縮特徴ベクトルを生成する。

【0149】この分析法では、カテゴリ間分散を大きくし、かつ、カテゴリ内分散を小さくするように、N次元の平均特徴ベクトルが、M個の固有ベクトルによって規定されるM本の座標軸へ射影される。これにより、特徴圧縮後のM次元の空間において、異なる種類のパターン同士は離れ、同じ種類のパターン同士は近付くような変換が行われる。

【0150】一方、主成分分析では、各カテゴリが相互に離れるような主成分ベクトルの組が、各カテゴリ毎に計算される。そして、各カテゴリ毎に主成分ベクトルを座標軸とする個別の新たな空間が生成され、入力パターンの特徴ベクトルを各カテゴリの主成分ベクトルに射影することで、圧縮特徴ベクトルが生成される。入力パタ

ーンと各カテゴリとの距離は、圧縮特徴ベクトルを用いて計算される。

【0151】この分析法によれば、特徴空間内の近接した領域で類似するカテゴリが存在するときに、認識対象パターンの特徴ベクトルをそれぞれのカテゴリに対応する主成分ベクトルに射影させることで、より正確な認識結果が得られる。この分析法は、主として、カテゴリが少なく似通った文字パターンの判別等に用いられている。

【0152】以上説明した実施形態において、ボロノイ分割の生成処理、候補カテゴリの大分類処理および詳細分類処理では、ベクトル間の距離計算を必要とする。このとき、一般的なユークリッド距離のほかにも、任意の距離を定義して用いることが可能である。例えば、公知のシティブロック距離、マハラノビス距離、疑似マハラノビス距離、ベイズ識別関数(Bayes discriminant function)、疑似ベイズ識別関数(Modified Bayes discriminant function)等を用いてもよい。

【0153】ここで、ベクトル $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ とベクトル $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ の間の各距離は、次のように定義される。[シティブロック距離]

【0154】

【数3】

$$D_{CB}(g, p) = \sum_{i=1}^n |g_i - p_i|$$

【0155】[マハラノビス距離]

$$D_m(g, p) = (g - p)^T \Sigma_j^{-1} (g - p)$$

ここで、 $p$ は特定のカテゴリの学習パターン $p_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, N$ )の平均であり、 $\Sigma_j^{-1}$ は次式で定義される共分散行列(分散共分散行列ともいう)である。

$$\Sigma_j = (1/N) \sum (p_i - p)(p_i - p)^T$$

$\Sigma_j$ の固有値を $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ )とし、対応する固有ベクトルをそれぞれ $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$ とし、

$$\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$$

とすると、 $D_m(g, p)$ は、次のように書ける。

【0156】

【数4】

(15)

特開平 10-289320

27

28

$$D_m^2(g, p) = (\Phi^T(g-p))^T \begin{pmatrix} 1/\lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1/\lambda_n \end{pmatrix} \Phi^T(g-p)$$

$$= \sum_{i=1}^n \frac{((\phi^T(g-p))^2}{\lambda_i}$$

【0157】 [疑似マハラノビス距離]

【0158】

【数5】

$$D_m^2(g, p) = \sum_{i=1}^n \frac{(\phi^T(g-p))^2}{\lambda_i}$$

20

$$\lambda_i = \lambda \text{ (一定)} \quad (m < n, \quad m+1 \leq i \leq n)$$

この疑似マハラノビス距離は、マハラノビス距離の実用上の問題（計算量と計算精度）を解決するために提案されたものであり、後述する疑似ベイズ識別関数の考え方に基づくものである。

[ベイズ識別関数]

$$f(g) = (g-p)^T \Sigma^{-1} (g-p) + \ln |\Sigma|$$

このベイズ識別関数（2次識別関数）はベクトル  $g$  とベクトル  $p$  の距離を表しており、対象が正規分布に従い、特徴ベクトルの平均と共分散行列が既知の場合、最適識別関数となる。

30

[疑似ベイズ識別関数]

【0160】

【数6】

$$f_2(g) = \sum_{i=1}^k \frac{\{\Phi_i^T(g-p)\}^2}{\lambda_i} + \sum_{i=k+1}^n \frac{\{\Phi_i^T(g-p)\}^2}{\lambda_{k+1}} + \ln \left( \prod_{i=1}^k \lambda_i \cdot \prod_{i=k+1}^n \lambda_{k+1} \right)$$

40

【0161】この疑似ベイズ識別関数は、複雑な文字パターン等の識別において、高次の固有ベクトルに関する計算精度の問題を解決するために考え出された関数である。これらの距離は、カテゴリ特徴集合が正規分布に従って分布しており、各カテゴリの出現確率が同一の場合を仮定している。各カテゴリの分布の共分散行列の行列式が同一の場合には、マハラノビス距離または疑似マハラノビス距離に基づいて詳細分類が行われ、それらが同

50

【0159】ただし、

一でない一般的な場合には、疑似ベイズ識別関数に基づいて詳細分類が行われる。

【0162】また、本発明は、文字パターンのみならず、2次元図形、3次元物体、人間の顔の画像を含む任意のパターンを認識する技術に適用可能である。

【0163】

【発明の効果】本発明によれば、任意のパターンの認識処理において候補テーブルを用いることで、認識精度の低下を最小限に抑えつつ、カテゴリ分類の高速化を果たすことができる。特に、詳細分類用の辞書に登録された各カテゴリと同様の分割に基づいて候補テーブルを作成すれば、詳細分類の精度を低下させないようにすることが可能である。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明のパターン認識装置の原理図である。

【図2】候補テーブルのレコードを示す図である。

【図3】カテゴリと参照特徴空間を示す図である。

【図4】情報処理装置の構成図である。

【図5】候補テーブルの構造を示す図である。

【図6】第1のパターン認識装置の構成図である。

【図7】第2のパターン認識装置の構成図である。

【図8】第1の参照特徴空間を示す図である。

【図9】第1の候補テーブルを示す図である。

【図10】第3のパターン認識装置の構成図である。

【図11】ボロノイ分割を示す図である。

【図12】第2の参照特徴空間を示す図である。

【図13】第3の参照特徴空間を示す図である。

【図14】第2の候補テーブルを示す図である。

【図15】学習パターンを用いた候補テーブル作成処理



のフローチャートである。

【図16】学習パターンを用いた推定処理のフローチャートである。

【図17】候補カテゴリ集合生成処理のフローチャートである。

【図18】ボロノイ分割を用いた候補テーブル作成処理のフローチャートである。

【図19】ボロノイ分割を用いた推定処理のフローチャートである。

【図20】第4のパターン認識装置の構成図である。

【図21】第5のパターン認識装置の構成図である。

【図22】第6のパターン認識装置の構成図である。

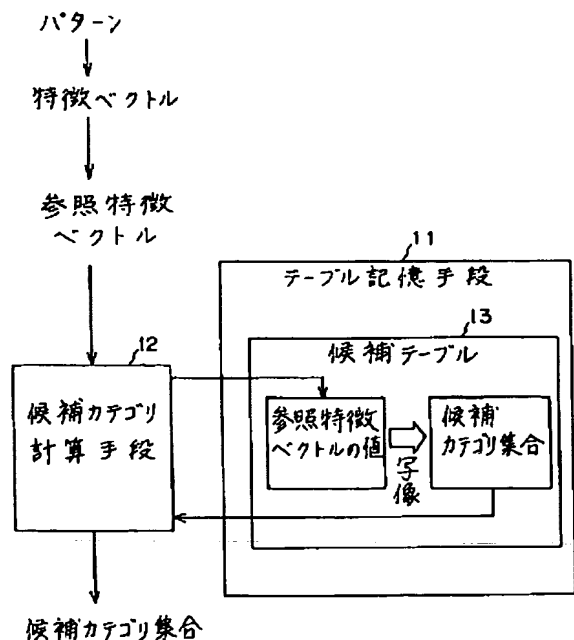
【図23】従来のパターン認識装置の構成図である。

【符号の説明】

- 1、51、61、91、101 特徴抽出部  
 2、92、102 特徴圧縮部  
 3、104 大分類部  
 4、107 圧縮特徴辞書  
 11 テーブル記憶手段  
 12 候補カテゴリ計算手段  
 13、41、53、64、82、83、95、106

【図1】

本発明の原理図



候補テーブル

21、54、71、73 特徴空間  
 22、55、72、74 参照特徴空間

31 CPU

32 メモリ

33 入力装置

34 出力装置

35 外部記憶装置

36 媒体駆動装置

10 37 ネットワーク接続装置

38 光電変換装置

39 バス

40 可搬記録媒体

40' 外部の装置

42、52、62、84、85、93、103 候補カテゴリ計算部

63、94、105 詳細分類部

65、96、108 辞書

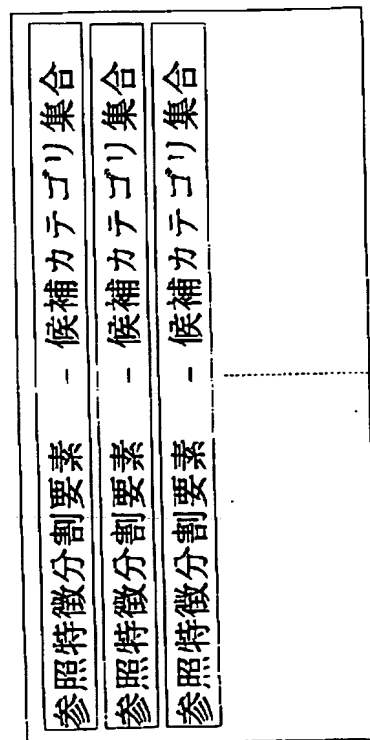
81 参照特徴ベクトル計算部

20 86 候補カテゴリ絞り込み部

【図2】

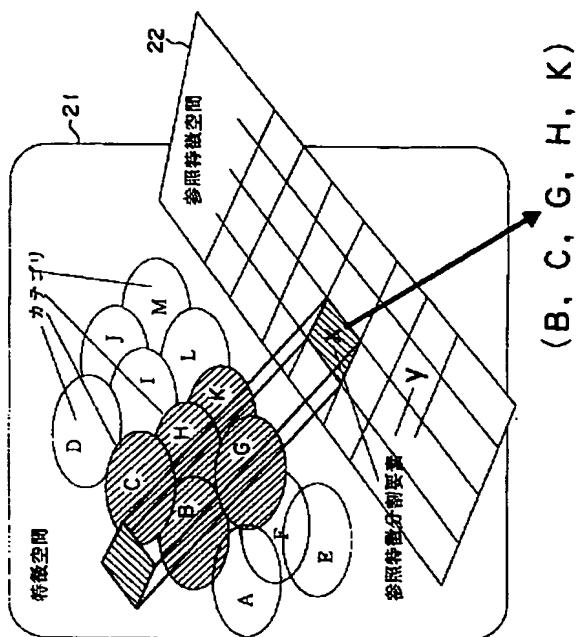
【図5】

候補テーブルのレコードを示す図 候補テーブルの構造を示す図



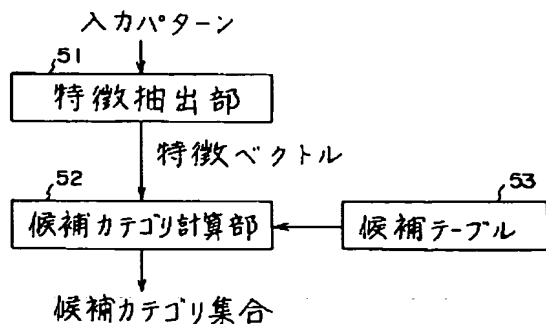
【図3】

カテゴリと参照特徴空間を示す図



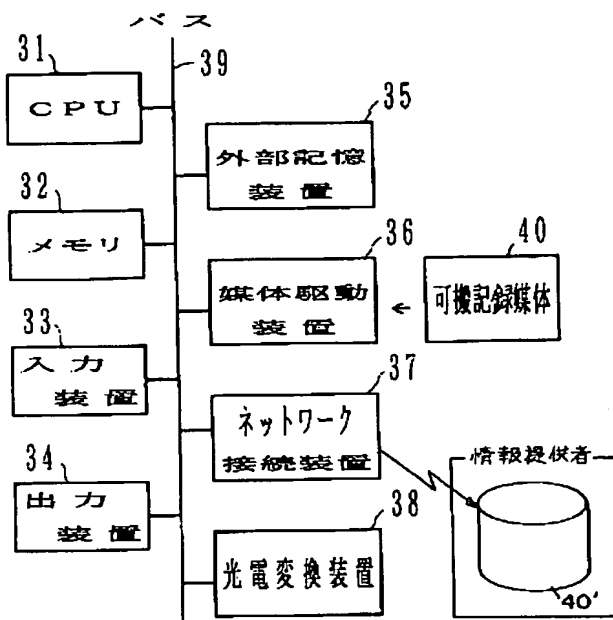
【図7】

第2のパターン認識装置の構成図



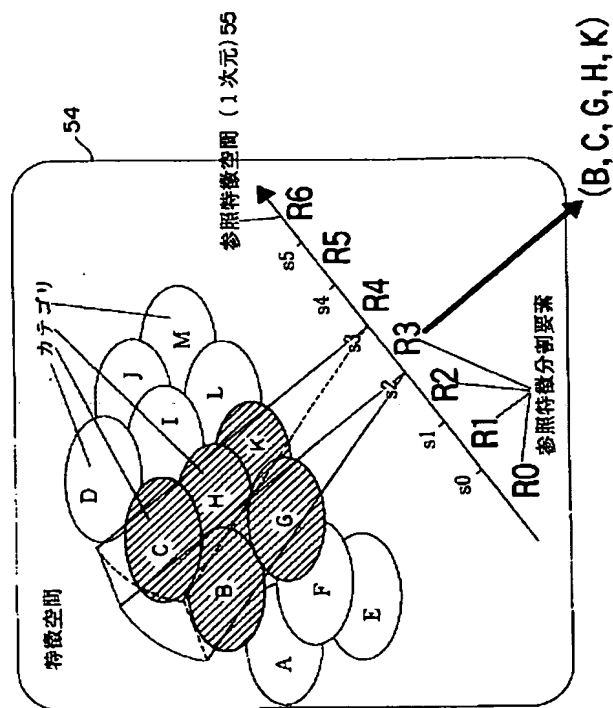
【図4】

情報処理装置の構成図



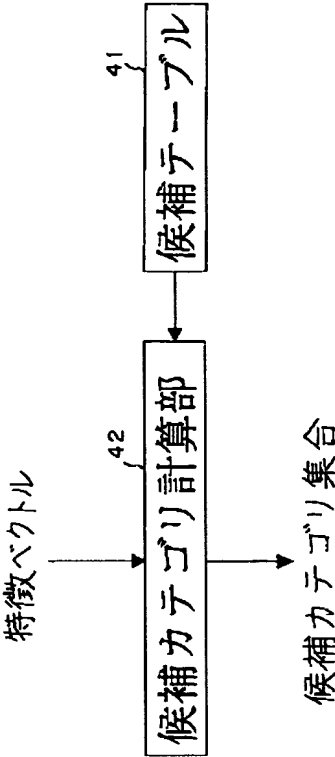
【図8】

第1の参照特徴空間を示す図



【図 6】

第 1 のパターン認識装置の構成図



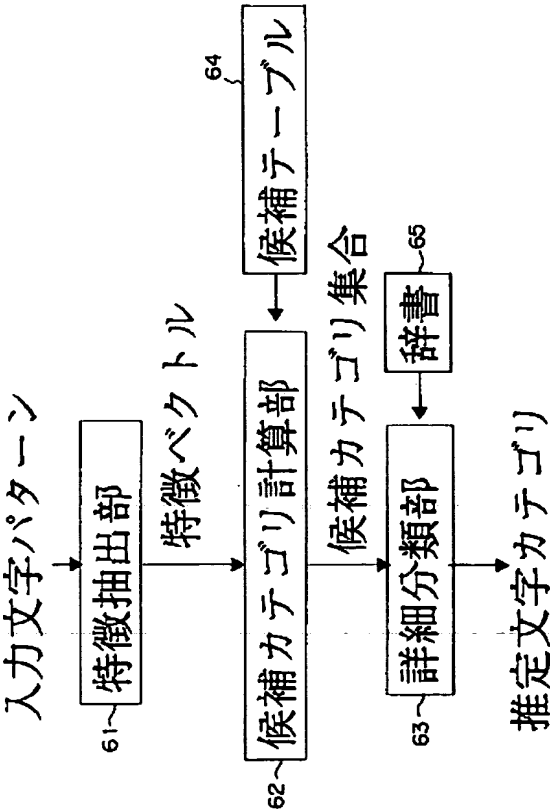
【図 9】

第 1 の候補テーブルを示す図

参照特徴分割要素	候補カテゴリ集合
$R0 = (-\infty, s0) \rightarrow$	(E)
$R1 = [s0, s1) \rightarrow$	(A, E, F)
$R2 = [s1, s2) \rightarrow$	(A, B, F, G)
$R3 = [s2, s3) \rightarrow$	(B, C, G, H, K)
$R4 = [s3, s4) \rightarrow$	(C, H, I, K, L)
$R5 = [s4, s5) \rightarrow$	(C, D, I, L)
$R6 = [s5, +\infty) \rightarrow$	(C, J, M)

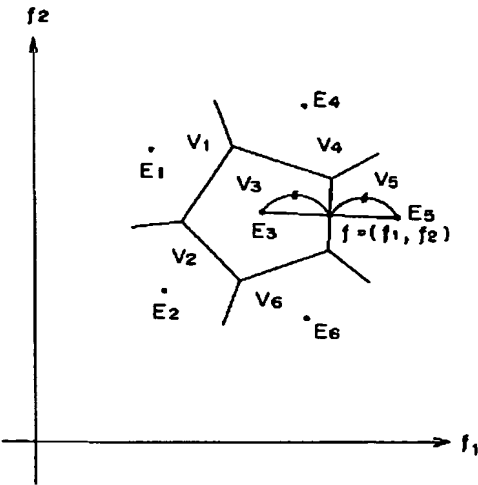
【図 10】

第 3 のパターン認識装置の構成図



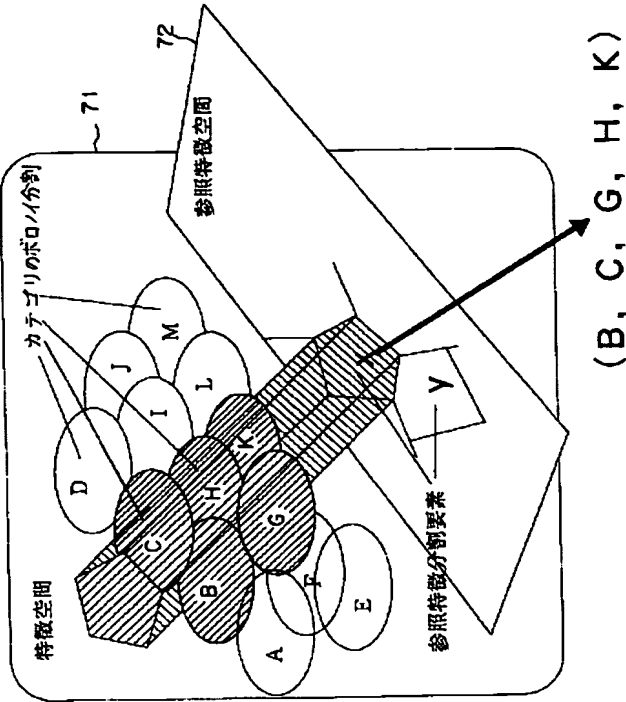
【図 11】

ボロノイ 分割を示す図



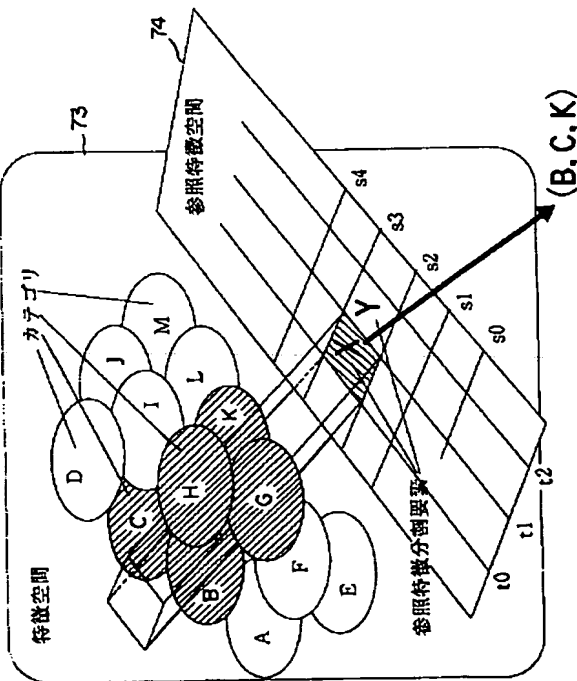
【図 12】

第2の参照特徴空間を示す図



【図 13】

第3の参照特徴空間を示す図



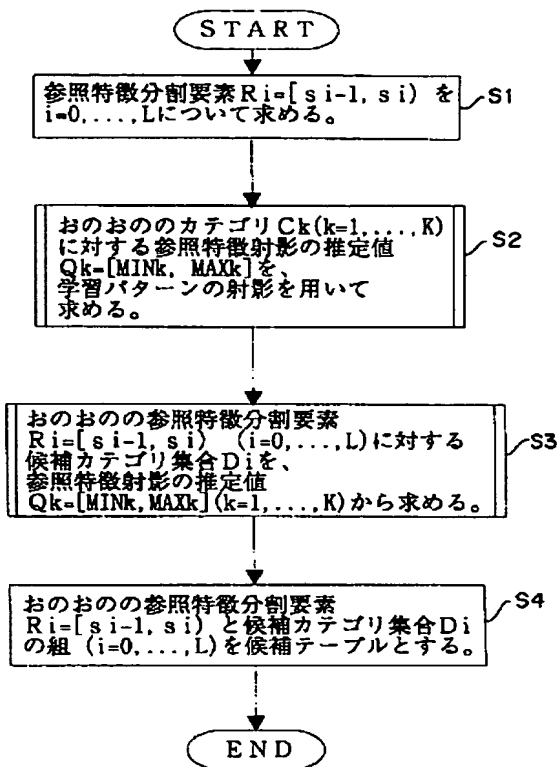
【図 14】

第2の候補テーブルを示す図

参照特徴分割要素	候補カテゴリ集合
$X=[s2, s3) \times [t0, t1)$	$\rightarrow (B, C, K)$
$Y=[s2, s3) \times [t1, t2)$	$\rightarrow (G, H, K)$

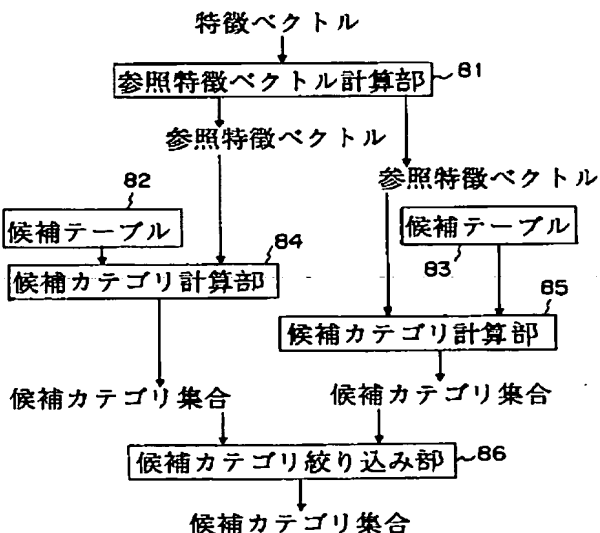
【図15】

学習パターンを用いた  
候補テーブル作成処理のフローチャート



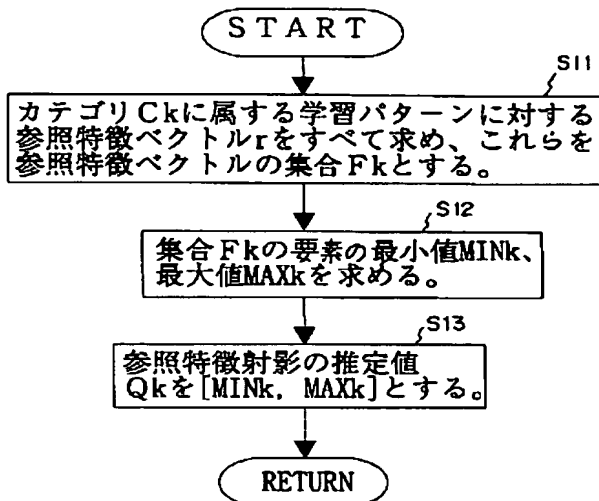
【図20】

第4のパターン認識装置の構成図



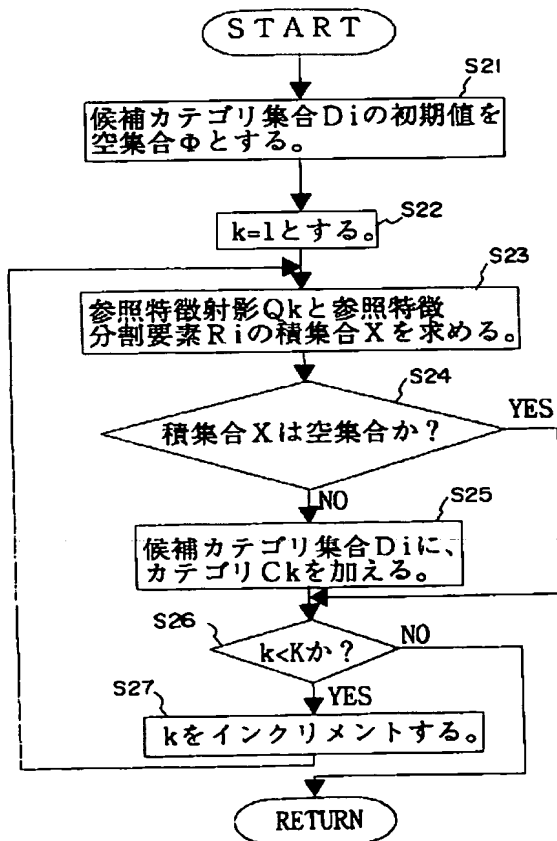
【図16】

学習パターンを用いた推定処理のフローチャート



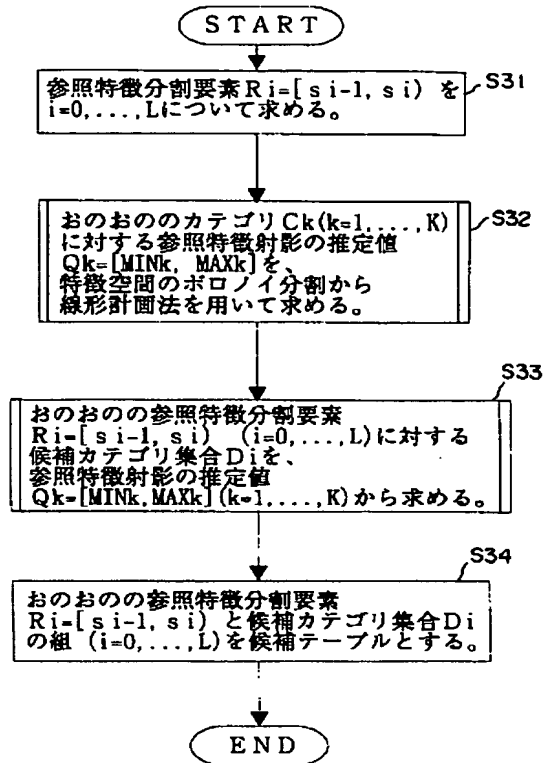
【図17】

候補カテゴリ集合生成処理のフローチャート



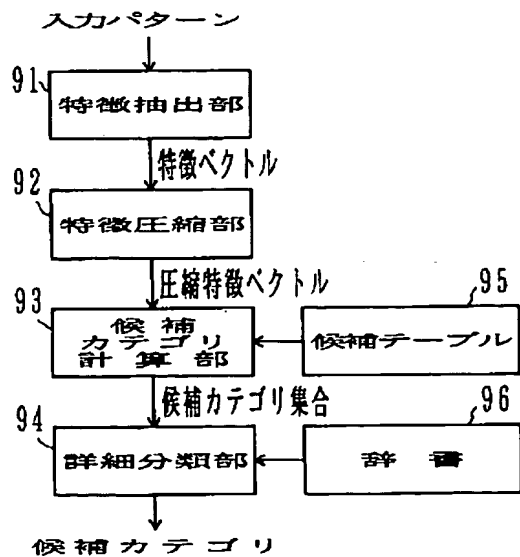
【図18】

ボロノイ分割を用いた  
候補テーブル作成処理のフローチャート



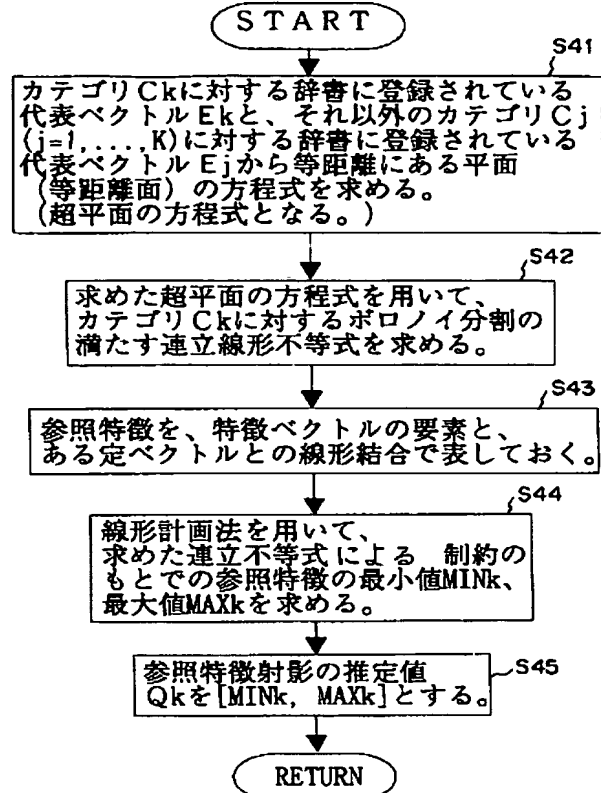
【図21】

第5のパターン認識装置の構成図



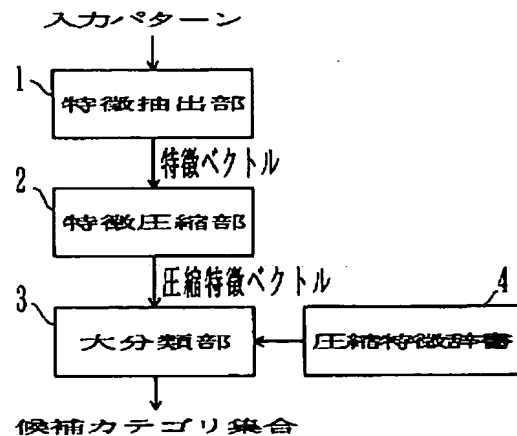
【図19】

ボロノイ分割を用いた推定処理のフローチャート



【図23】

従来のパターン認識装置の構成図



【図22】

## 第6のパターン認識装置の構成図

